

Département de Géomatique appliquée  
Faculté des lettres et sciences humaines  
Université de Sherbrooke

---

**Développement d'un système d'assimilation de mesures  
satellites micro-ondes passives dans un modèle de neige pour la  
prévision hydrologique au Québec**

---

Fanny LARUE

*Thèse présentée pour l'obtention du grade de Doctorant en télédétection,  
cheminement en physique de la télédétection*

©Fanny Larue, Décembre 2017

Directeur de recherche : Prof. Alain Royer

Co-directrice de recherche : Danielle De Sève

Membres du jury interne : Alexandre Langlois, Robert Lecompte

Membre du jury externe : Éric Martin

# RÉSUMÉ

---

Dans le contexte québécois (Est du Canada), une bonne gestion de la ressource en eau est devenue un enjeu économique majeur et permet également d'éviter d'importantes catastrophes naturelles lors des crues printanières. La plus grande incertitude des modèles de prévision hydrologique résulte de la méconnaissance de la quantité de neige au sol accumulée durant l'hiver. Pour optimiser la gestion de ses barrages hydroélectriques, l'entreprise Hydro-Québec veut pouvoir mieux quantifier et anticiper l'apport en eau que représentera la fonte des neiges au printemps. Cet apport est estimé à partir de l'équivalent en eau de la neige ('ÉEN', ou *Snow Water Equivalent*, 'SWE') extrapolé sur l'ensemble d'un territoire. Cette étude se concentre sur la zone subarctique et boréale du Québec (58° - 45°N) incluant les bassins hydrographiques du complexe de la Baie James et du sud du Québec. Ces territoires représentent des régions immenses et hétérogènes difficiles d'accès. Le faible nombre de stations météorologiques permanentes et de relevés nivométriques entraînent de fortes incertitudes dans l'extrapolation de l'équivalent en eau de la neige, que ce soit à partir de mesures au sol ou de modèles de neige pilotés par des forçages météorologiques. La couverture quasi - quotidienne et globale des observations satellitaires est donc une source d'information au potentiel certain, mais encore peu utilisée pour ajuster les estimations de l'ÉEN dans les modèles hydrologiques.

Utilisant les observations satellitaires micro-ondes passives (MOP) et des mesures de hauteurs de neige au sol pour ajuster les cartes de neige interpolées, le produit ÉEN GlobSnow2 est actuellement considéré comme un des plus performants à l'échelle globale. En comparant ce produit à une série temporelle de 30 ans de données au sol sur l'Est du Canada (1980 – 2009, avec un total de 38 990 mesures d'ÉEN), nous avons montré que sa précision n'était pas adaptée pour les besoins d'Hydro-Québec, avec une erreur quadratique moyenne (RMSE) relative de l'ordre de 36%. Une partie des incertitudes provient de la non représentativité des mesures de hauteur de neige au sol. Ce travail de thèse s'est donc concentré sur l'amélioration de la prédiction du couvert nival au Québec par l'assimilation des observations satellitaires MOP sans utilisation de relevés au sol. Les observations, décrites comme des températures de brillance ( $T_B$ ), sont fournies par les radiomètres

AMSR-2 (Advanced Microwave Scanning Radiometer – 2) embarqués sur le satellite Jaxa (10 x 10 km<sup>2</sup>). L'approche développée propose de coupler un modèle de neige (Crocus de Météo-France) avec un modèle de transfert radiatif (DMRT-ML du LGGE, Grenoble) pour simuler l'émission du manteau neigeux modélisé. Des modèles de transfert radiatifs de végétation, de sol et d'atmosphère sont ajoutés et calibrés pour représenter le signal MOP au niveau des capteurs satellitaires. Les observations MOP d'AMSR-2 sont alors assimilées en réajustant directement les forçages atmosphériques pilotant le modèle de neige. Ces forçages sont dérivés du modèle de prévision atmosphérique canadien GEM à 10 km de résolution spatiale. Le système d'assimilation implémenté est un filtre particulière par rééchantillonnage d'importance. La chaîne de modèles a été calibrée et validée avec des mesures au sol de radiométrie micro-onde et des relevés continus d'ÉEN et de hauteurs de neige.

L'assimilation des  $T_B$  montre d'excellents résultats avec des observations synthétiques simulées, améliorant la RMSE sur l'ÉEN de 82% comparé aux simulations d'ÉEN sans assimilation. Les expériences préliminaires de l'assimilation des observations satellitaires d'AMSR-2 en 11, 19 et 37 GHz (verticale polarization) montrent une amélioration significative des biais sur les ÉEN simulés sur un important jeu de données ponctuelles (12 stations de mesures d'ÉEN continues sur 4 années). La moyenne des biais inversés des valeurs d'ÉEN moyens et maximums sont réduits respectivement de 71 % et 32 % par rapport aux simulations d'ÉEN sans assimilation. Avec l'assimilation des observations d'AMSR-2 et pour les sites avec moins de 75 % de couverts forestiers, le pourcentage d'erreur relative sur l'ÉEN par rapport aux observations est de 15 % (contre 20 % sans assimilation), soit une précision significativement améliorée pour des applications hydrologiques. Ce travail ouvre de nouvelles perspectives très prometteuses pour la cartographie d'ÉEN à des fins hydrologiques sur une base journalière.

*Mots-clés* : Équivalent en eau de la neige (ÉEN ou SWE), Globsnow2, Modèle de transfert radiatif (MTR), température de brillance AMSR-2 ( $T_B$ ), SURFEX-Crocus, DMRT-ML, paramètres de cohésion des grains de neige ( $\tau$ ), méthode d'ensemble, assimilation par filtre particulière, Est du Canada



# ABSTRACT

---

In Québec, Eastern Canada, good water resources management has become a major economic issue and also avoids major natural disasters during spring floods. The biggest uncertainty of hydrological forecasting models results from the ignorance of the amount of snow accumulated during the winter. To optimize the management of hydroelectric dams, the Hydro-Québec company wants to be able to quantify and predict the water supply from melting snow in the spring. This amount of water is estimated from the Snow Water Equivalent ('SWE') extrapolated over the studied area. This study focuses on the subarctic and boreal zones of Québec ( $58^{\circ}$  -  $45^{\circ}$  N) including the watersheds of the James Bay territory (Middle-North of Québec) and southern Québec complexes. These regions are immense, heterogeneous and difficult to access. The low number of permanent meteorological stations and snow surveys in these remote regions generates great uncertainty in the extrapolation of the SWE, estimated from ground measurements or snow models. The spatial and temporal coverage of satellite data is a source of information with a high potential, but still barely used to estimate the SWE.

Using both satellite passive microwave (PMW) observations and surface-based snow data to correct the interpolated maps of snow cover, the GlobSnow2 SWE product is currently considered as one of the most efficient on a global scale. By comparing this product to a time series of 30 years of surface-based data over Eastern Canada (1980 - 2009, with a total of 38 990 SWE measurements), we showed that its accuracy was not suitable for Hydro-Québec's needs, with a root mean square error (RMSE) of around 36 %. A main part of the uncertainties come from the lack of representativeness of snow depth measurements on the ground. This PhD work aims to improve the prediction of SWE by assimilation of satellite PMW observations and without using any surface-based data. The observations, described as brightness temperatures ( $T_B$ ), are provided by the Advanced Microwave Scanning Radiometer - 2 radiometers (AMSR-2) of the Jaxa satellite ( $10 \times 10 \text{ km}^2$ ). The developed approach proposes to couple a snow model (Crocus, from Météo-France) with a radiative transfer model (DMRT-ML, from the LGGE, Grenoble) to estimate the PMW emission from the simulated snowpack. Radiative transfer models of

vegetation, soil and atmosphere are added and calibrated over the study area to represent the PMW signal measured by satellite sensors. The PMW observations of AMSR-2 are then assimilated by readjusting directly the atmospheric variables driving the snow model. These forcing data are derived from the Canadian GEM atmospheric forecast model at a 10 km spatial resolution. The assimilation scheme is a Sequential Importance Resampling Particle Filter SWE. The chain of models is validated with ground-based measurements.

The assimilation of PMW data shows excellent results with synthetic observations. The SWE RMSE is improved of 82% compared to SWE simulations without assimilation. Preliminary experiments of the assimilation of AMSR-2 satellite observations at 11, 19 and 37 GHz (vertical polarization) show a significant improvement of the biases of simulated SWE for a large SWE measurements database (12 continuous SWE measurement stations over 4 years). The overall biases of the mean and maximum SWE values are reduced by 71% and 32%, respectively, compared to SWE simulations without assimilation. With the assimilation of AMSR-2 observations and for sites with a fraction of forest cover below 75%, the relative percentage of error of the SWE estimates compared to SWE measurements is equal to 15% (against 20% without assimilation), a significantly improved accuracy for hydrological applications. This work opens the way for very promising new perspectives for mapping SWE for hydrological purposes.

*Keywords:* Snow water equivalent (SWE), radiative transfert model (MTR), brightness temperature ( $T_B$ ), AMSR-2, SURFEX-Crocus, DMRT-ML, snow stickiness parameter ( $\tau$ ), ensemble method, assimilation with a particle filter, Eastern Canada.

# TABLE DES MATIÈRES

Liste des Figures...	vi
Liste des Tableaux .....	xvi
Liste des acronymes.....	xxi
Liste des symboles.....	xxiii
Remerciements.....	xxv
Avant-propos.....	xxvii
<b>CHAPITRE 1. INTRODUCTION .....</b>	<b>1</b>
1.1 ÉTUDE DU COUVERT NIVAL .....	1
1.1.1 Pourquoi étudier la neige au Québec ? .....	1
1.1.2 Quels sont les objectifs d'Hydro-Québec ? .....	4
1.2 LA DYNAMIQUE DE FONTE DU COUVERT NIVAL ENCORE MAL ÉVALUÉE .....	6
1.2.1 Les données in situ.....	6
1.2.2 Les techniques d'interpolation d'IREQ.....	8
1.2.3 L'utilisation de modèles de neige .....	8
1.3 UTILISATION DES OBSERVATIONS SATELLITAIRES À LA RESCOUSSE .....	9
1.4 HYPOTHÈSES ET OBJECTIFS .....	12
1.5 CANEVAS DE LA THÈSE .....	14
<b>CHAPITRE 2. CADRE THÉORIQUE.....</b>	<b>17</b>
2.1 MODÉLISATION ET SPATIALISATION DU SWE .....	17
2.1.1 État de l'art.....	17
2.1.2 Le modèle de neige multicouches Crocus .....	18
2.2 L'UTILISATION DES OBSERVATIONS SATELLITAIRES POUR L'AMÉLIORATION DU SWE....	25
2.2.1 Le domaine de l'optique .....	25
2.2.2 Le domaine des micro-ondes .....	26

2.3	SIMULATION DE L'ÉMISSION MOP MESURÉE PAR SATELLITE .....	30
2.3.1	<i>Simulations MOP au-dessus de l'atmosphère .....</i>	30
2.3.2	<i>Simulation de l'émission du manteau neigeux .....</i>	32
2.3.3	<i>Simulation de l'émission de la végétation : .....</i>	35
2.3.4	<i>Simulation de l'émission du sol .....</i>	36
2.3.5	<i>Composantes atmosphériques .....</i>	38
2.4	ASSIMILATION OU INVERSION DES MOP POUR AMÉLIORER LES ESTIMATIONS DE SWE.....	38
2.4.1	<i>Importance de l'assimilation du SWE dans les modèles hydrologiques .....</i>	38
2.4.2	<i>Inversion du SWE avec le produit GlobSnow2.....</i>	39
2.4.3	<i>Concept général de l'assimilation de données .....</i>	40
2.4.4	<i>Choix de la méthode d'assimilation .....</i>	40
2.4.5	<i>Originalité de la méthode d'assimilation proposée .....</i>	42
2.4.6	<i>Le filtre particulaire par échantillonnage d'importance .....</i>	43
<b>CHAPITRE 3. ÉVALUATION DU PRODUIT SWE GLOBSNOW-2 SUR L'EST DU CANADA.....</b>		<b>47</b>
3.1	PRÉSENTATION DE L'ARTICLE .....	47
3.1	INTRODUCTION .....	51
3.2	METHODS AND DATA .....	54
3.2.1	<i>Study area .....</i>	54
3.2.2	<i>Reference measurements .....</i>	56
3.2.3	<i>GlobSnow-2 SWE product .....</i>	57
3.2.4	<i>AMSR-E SWE product .....</i>	59
3.2.5	<i>Stratification of the evaluation data with different criteria.....</i>	60
3.2.6	<i>Analysis of the annual mean and maximum SWE anomaly trends.....</i>	63
3.3	RESULTS .....	64
3.3.1	<i>GlobSnow-2 Data analysis .....</i>	64
3.3.2	<i>Global performance variability .....</i>	66
3.3.3	<i>Effects of land cover .....</i>	68

3.3.4	<i>Comparison with the AMSR-E SWE product</i> .....	72
3.3.5	<i>Evaluation of the annual mean and maximum SWE trends</i> .....	73
3.3.6	<i>Spatial variability of the trends of GS-2 maximum SWE anomalies over North America</i> .....	75
3.4	SUMMARY AND CONCLUSIONS .....	77
3.5	COMPLÉMENT D'ANALYSE DE L'ARTICLE 1 .....	86
3.5.1	<i>Suivi journalier du produit SWE<sub>GS</sub></i> .....	86
3.5.2	<i>Effets de la fraction de lacs et de la topographie</i> .....	89
3.5.3	<i>Comparaison par rapport à l'expérience de validation de l'ESA sur l'Ouest du Canada</i> .....	91
3.5.4	<i>Limites dans l'algorithme GlobSnow2</i> .....	92

#### **CHAPITRE 4. SIMULATION ET ASSIMILATION DES OBSERVATIONS MICRO-ONDES PASSIVES DANS UN MODÈLE DE NEIGE COUPLÉ À UN MODÈLE DE TRANSFERT RADIATIF SUR LE NORD-OUEST DU CANADA.95**

4.1	PRÉSENTATION DE L'ARTICLE .....	95
4.2	INTRODUCTION .....	99
4.3	STUDY AREA AND DATABASES .....	103
4.3.1	<i>Study area</i> .....	103
4.3.2	<i>Meteorological forcing data GEM</i> .....	104
4.3.3	<i>Daily SWE and snow depth measurements</i> .....	105
4.3.4	<i>Field campaigns and in situ measurements</i> .....	107
4.4	METHODS .....	108
4.4.1	<i>The Crocus snowpack model framework</i> .....	108
4.4.2	<i>Simulations of the modeled snowpack PMW emission (<math>T_{Bs}</math>)</i> .....	112
4.4.3	<i>Sensitivity of ice lenses in Crocus/<math>\tau</math>-DMRT-ML simulations</i> .....	114
4.4.4	<i>Assimilation of PMW synthetic observations</i> .....	116
4.4.5	<i>Assimilated synthetic observations</i> .....	120
4.5	RESULTS .....	122
4.5.1	<i>Analysis of the modeled snowpack evolution</i> .....	122

4.5.2	<i>Calibration and validation of the snow stickiness parameter</i> .....	126
4.5.3	<i>Evaluation of <math>T_B</math> simulations with Crocus/<math>\tau</math>-DMRT-ML</i> .....	129
4.5.4	<i><math>T_B</math> assimilation in the model chain</i> .....	131
4.6	DISCUSSION .....	135
4.6.1	<i>Quality of Crocus simulations</i> .....	135
4.6.2	<i>Snow stickiness and effective snow grain size</i> .....	136
4.6.3	<i>Spatial and temporal variations of the snow stickiness parameter</i> .....	137
4.7	SUMMARY AND CONCLUSION .....	141
4.8	COMPLÉMENT D'ANALYSE DE L'ARTICLE 2 .....	154
4.8.1	<i>Analyse de sensibilité du produit GEM et des simulations Crocus</i> .....	154
4.8.2	<i>Intégration des lentilles de glace dans la chaîne de modèles</i> .....	156
4.8.3	<i>Intégration du paramètre de cohésion de la neige comme paramètre libre</i> .....	157
4.8.4	<i>Problème de dégénérescence des particules</i> .....	160

## **CHAPITRE 5. ASSIMILATION DES OBSERVATIONS MICRO-ONDES PASSIVES D'AMSR-2 DANS UN MODÈLE DE NEIGE SUR LE NORD-EST DU CANADA.....166**

5.1	PRÉSENTATION DE L'ARTICLE .....	166
5.2	INTRODUCTION .....	170
5.3	GENERAL FRAMEWORK .....	172
5.3.1	<i>Study area and evaluation database</i> .....	172
5.3.2	<i>General setup</i> .....	174
5.4	MATERIALS AND METHODS .....	177
5.4.1	<i>Database</i> .....	177
5.4.2	<i>Simulation of the PMW emission from the snowpack</i> .....	179
5.4.3	<i>Simulation of the PMW emission at the top of the atmosphere</i> .....	181
5.4.4	<i>Data assimilation setup</i> .....	185
5.5	RESULTS .....	189
5.5.1	<i>Simulations of <math>T_{B\ TOA}</math></i> .....	189
5.5.2	<i>Results of AMSR-2 data assimilation (DA)</i> .....	193

5.6	DISCUSSION .....	200
5.6.1	<i>Wet snow conditions</i> .....	200
5.6.2	<i>Snow stickiness (<math>\tau_{\text{snow}}</math>) and forest parameter <math>\omega</math> as free variables</i> .....	202
5.6.3	<i>Land cover contributions within the simulated <math>T_{B\text{ TOA}}</math></i> .....	203
5.7	SUMMARY AND CONCLUSION .....	205
5.8	COMPLÉMENT D'ANALYSE DE L'ARTICLE 3 .....	218
5.8.1	<i>Seuil sur le ratio de polarisation</i> .....	221
<b>CHAPITRE 6. DISCUSSION .....</b>		<b>222</b>
6.1	PERFORMANCES GLOBALES DES APPROCHES UTILISÉES .....	222
6.2	SENSIBILITÉ DE LA TAILLE DES GRAINS DE NEIGE ET DES CROÛTES DE GLACE ..	224
6.3	SENSIBILITÉ DE LA NEIGE HUMIDE.....	226
6.4	SENSIBILITÉ À LA COUVERTURE DE SOL .....	229
6.5	SENSIBILITÉ DU COUVERT FORESTIER.....	230
6.6	SENSIBILITÉ DU SCHÉMA D'ASSIMILATION .....	233
<b>CHAPITRE 7. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES.....</b>		<b>235</b>
<b>RÉFÉRENCES (HORS ARTICLES).....</b>		<b>244</b>
<b>ANNEXE.....</b>		<b>263</b>
ANNEXE 1 : LOCALISATION DES CAPTEURS DE SWE ('GMON') UTILISÉS DANS CE PROJET.....		263
ANNEXE 2 : TABLEAU SYNTHÈSE DES TECHNIQUES DE CARTOGRAPHIE DE SWE .....		266
ANNEXE 3 : SPÉCIFICATIONS TECHNIQUES DU CAPTEUR AMSR-2 .....		267
ANNEXE 4 : COMPARAISON FINAL DU SWE SIMULÉ AU QUÉBEC SELON LES DIFFÉRENTES APPROCHES ÉVOQUÉES .....		268
ANNEXE 5 : PUBLICATIONS ET CONFÉRENCES À TITRE DE PREMIER AUTEUR EN LIEN AVEC CETTE THÈSE .....		270

# LISTE DES FIGURES

<b>Figure 1.1.</b> Durée de l’enneigement observée pour la période 1999 à 2010 (gauche) et projetée pour l’horizon 2080 (2071 à 2100) (droite). La moyenne observée est calculée à partir des données interpolées d’Hydro-Québec. Les cartes futures (droites) présentent la médiane de l’ensemble ainsi que les 10 <sup>ème</sup> et 90 <sup>ème</sup> percentiles de 22 modèles sous le scénario climatique futur RCP8.5 du GIEC. Tiré du Rapport Ouranos : <i>Synthèse des connaissances sur les changements climatiques – Vers l’Adaptation</i> .....	2
<b>Figure 1.2.</b> Zone d’étude (Québec, Est du Canada). Les bassins versant du Québec sont délimités en noirs. Les points rouges représentent les capteurs d’Hydro-Québec et d’Environnement Canada mesurant les hauteurs de neige quotidiennes. Carte provenant de la base de données de l’IREQ.....	6
<b>Figure 1.3.</b> Organigramme méthodologique du projet de recherche .....	16
<b>Figure 2.1 :</b> Variables d’état du modèle Crocus et principaux processus physiques simulés. Tiré de Vionnet <i>et al.</i> , 2012.....	21
<b>Figure 2.2.</b> Évolution des hauteurs de neige sur deux hivers (de 2013 à 2015) pour une station située sur le bassin versant de La Grande. Les points rouges sont les observations de hauteurs de neige à la station, le trait noir représente la simulation du modèle de neige Crocus initialisé par les observations atmosphériques à la station ( <i>‘in situ/Crocus’</i> ). Le trait en pointillé gris représente la simulation de Crocus initialisé par les forçages atmosphériques GEM ( <i>‘GEM/Crocus’</i> ). .....	25
<b>Figure 2.3.</b> (a) Diagramme des différentes $T_B$ mesurées dans et sous le manteau neigeux selon la fréquence des radiomètres. Tiré de Kohn et Royer, 2010. (b) Variations des $T_{B, 37}$ comparées aux $T_{B, 19}$ en fonction de l’épaisseur de neige. Simulations faites avec le modèle de transfert radiatif DMRT-ML.....	29
<b>Figure 2.4.</b> Illustration des contributions des $T_B$ s mesurées par les radiomètres MOP du satellite AMSR-2 pour un pixel composé de feuillus et de conifères avec un couvert de neige.	



Les flèches rouges représentent les  $T_{B\ TOA}$  avec les contributions de la forêt (' $T_B$  forêt' détaillé dans l'équation [2.3]) et sont pondérées par la fraction de forêt  $f$  dans l'équation [2.2]. Les flèches noires représentent les  $T_{B\ TOA}$  sans contributions de forêts (' $T_B$  ouvert', détaillé dans l'équation [2.4]) et sont pondérées par le facteur  $f-1$ . Le terme  $T_{Batm\ \uparrow}$  n'est pas lié à la fraction de forêt (eq. [2.2]) ..... 31

**Figure 2.5.** Simulations DMRT-ML des  $T_{B,37}$  en polarisation verticale (traits pleins) et en polarisation horizontale (traits en pointillés) en fonction du rayon optique des grains de neige, initialisées avec un manteau neigeux de 150 cm et une densité de  $180\ kg.m^{-3}$  (lignes vertes) ou une densité de  $280\ kg.m^{-3}$  (lignes noires) ..... 33

**Figure 2.6.** Schéma descriptif du modèle de transfert radiatif DMRT-ML.  $\tau$  décrit la cohésion des grains de neige (*snow stickiness*) et doit être calibré avec des mesures in situ ..... 34

**Figure 2.7.** Sensibilité du signal MOP pour des fréquences de 3 à 40 GHz en fonction de paramètres géophysiques (tiré du livre *the Handbook of Frequency Allocations and Spectrum Protection for Scientific Uses: Second Edition*) ..... 37

**Figure 2.8.** Schéma descriptif du filtre particulaire par échantillonnage d'importance.  $X_{t,n}$  décrit la particule au temps  $t$ ,  $n=0 \dots N$  avec  $N$  la taille de l'ensemble simulé.  $X_{t,n}$  est composé des facteurs de perturbations à appliquer aux forçages météorologiques et est propagé selon la loi d'évolution  $F$ .  $Y_{t,n}$  est l'ensemble de sorties simulées avec  $X_{t,n}$  et les forçages météorologique  $F_t$  au temps  $t$  à partir du modèle d'observation  $H$  (Crocus/DMRT-ML dans notre étude).  $w_{t,n}$  représente le poids attribué à la particules  $X_{t,n}$ . ..... 45

**Figure 3.1.** (a) Location map of the study region (Eastern Canada); (b) Land Cover Map (LCM, 2005) classification for Eastern Canada aggregated into eight classes and on the 25x25-km EASE-Grid projection. .... 55

**Figure 3.2.** Location of snow courses in the *in situ* SWE database (1980 to 2009). The blue stars are the superposition of the Hydro-Québec (yellow stars) and MSC/MDDEP snow surveys (blue points), sometimes taken at the same station over the 30-years period. .... 57

<b>Figure 3.3.</b> Mean distance (in kilometers) between SD observations used by GS-2 project and EASE-Grid cells on which the GS-2 SWE are projected. The SD observations are those used by GS-2 from 1980 to 2012 (R. Brown, personal communication, 2016).....	58
<b>Figure 3.4.</b> GS-2 SWE product estimates as a function of <i>in situ</i> SWE measurements. The black vertical dotted line represents the saturation limit defined for this study. The Y=X line is also plotted in black. ....	61
<b>Figure 3.5.</b> Corresponding seasonal snow classification, based on Sturm <i>et al.</i> (1995), of the ground-based SWE measurements with the database without $SWE_{gb} > 150$ mm. ....	62
<b>Figure 3.6.</b> Analysis for the dataset with $SWE_{gb} < 150$ mm and over the October to May period (1980-2009): (a) Monthly biases ( $SWE_{GS} - SWE_{gb}$ ) according to the Sturm <i>et al.</i> (1995) seasonal snow classification; (b) Number of data points ( $SWE_{gb}$ ) for each month by snow category: tundra (red), taiga (green), maritime snow (blue) and mountain snow (yellow)..	62
<b>Figure 3.7.</b> Global performance statistics for each processing step: the entire dataset with matching data (black, Step 1), only with $SWE_{gb} < 150$ mm (blue, Step 2) and over the January-February time period (red, Step 3). The graphs present the inter-annual variability of the unbiased RMSE (a); the inter-annual variability of the bias (b) and the inter-annual variability of the average $SWE_{GS}$ (c). The dotted lines are the average of the time series from 1980 to 2009. ....	67
<b>Figure 3.8.</b> Unbiased RMS according to the forest cover fraction (in %). The unbiased RMS is fitted with a simple quadratic function (black dotted line). ....	68
<b>Figure 3.9.</b> Evaluation of the GS-2 database for Eastern Canada, $SWE_{GS}$ are compared to ground-based measurements (using Database 3) for each land cover class: (a) Coniferous; (b) Deciduous; (c) Mixed forest; (d) Herbaceous; (e) Tundra. The color scale represents the data density of scattered points, computed by using circles (radius of 20) centered at each data point. ....	71
<b>Figure 3.10.</b> The $SWE_{AMSR-E}$ and GS-2 SWE results are compared to <i>in situ</i> observations from 2002 to 2009, for January-February only. ....	73

**Figure 3.11.** (a) Annual mean SWE anomaly time series, associated with the standard deviations for both datasets (ground database in red and GS-2 database in black), and over the southern area, defined by the herbaceous and deciduous areas. (b) Same as (a) for the northern area, defined by the coniferous and tundra areas. (c) Same as (a) for the maximum SWE anomaly time series. (d) Same as (b) for the maximum SWE anomaly time series. The lines represent the linear SWE regression in time. The complete Hydro-Québec database from 1980 to 2009 was used, over a December to March period..... 75

**Figure 3.12.** Anomaly trend in the annual  $SWE_{max}$  for the 1980-2009 period using the GS-2 time series. .... 77

**Figure 3.13.** Évolutions journalières du  $SWE_{GS}$  (vert) comparées aux mesures quotidiennes de SWE (en rouge) sur 12 stations. La base de données de  $SWE_{in situ}$  et la localisation des stations sont détaillées dans le Chapitre 4, Section 4.3.3. Les traits verticaux noirs sur la station 12 représentent l'écart-type des mesures de SWE faites autour de la station lors de campagnes de mesures de terrain. .... 88

**Figure 3.14.** (a) Distribution du biais du  $SWE_{GS}$  (en rouge) et nombre de mesures de SWE (en vert) en fonction de la fraction d'eau dans une cellule EASE-Grid; (b) Pareil que (a) mais en fonction de l'élévation moyenne dans une cellule EASE-Grid. Pour chaque boîte à moustache, le trait central représente la médiane et les extrémités de la boîte représentent le 25<sup>ème</sup> et le 75<sup>ème</sup> percentiles. .... 90

**Figure 3.15.** Comparaison des résultats statistiques du produit  $SWE_{GS}$  présentés par l'ESA sur le nord-ouest du Canada et présentés dans ce chapitre sur l'Est du Canada. Pour chaque couvert forestiers, les figures présentent (a) le RMSE du  $SWE_{GS}$ , et (b) le biais du  $SWE_{GS}$ . La classe 'Boréale' regroupe les conifères et la classe 'Ouverte' représente les zones sans couverts forestiers. .... 92

**Figure 4.1.** Methodological scheme for DMRT-ML calibration (a), evaluation of the GEM/Crocus/DMRT-ML chain of models (b) and  $T_B$  assimilation (c). 'Opt-Crocus-SP' is the optimized Crocus snow profile (Section 4.4.1.3). .... 103

**Figure 4.2.** GMON stations (red stars), SR50 instruments (green circles) and field campaign locations (yellow triangles) over the province of Québec. The numbered stations are described further in Table 4.1 and field campaigns datasets in Tables S1 and S2. The blue squares are the weather stations used to quantify GEM forcing data uncertainties (Section 4.4.4.1). ..... 104

**Figure 4.3.** RMSE variations of Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML simulations obtained by varying the depth at which a single IL is added to the normalized snow (each centimeters) profile ( $\tau=0.17$ , see Section 4.5.2.2). Points are the RMSE values of  $T_B$  at 11 (black), 19 (blue) and 37 (cyan) GHz: (a) In horizontal polarization, (b) In vertical polarization. Statistics are estimated over 30 snowpacks where ILs were observed (see Tables S1 and S2). Vertical lines are the RMSE between simulated and measured  $T_B$  without the integration of IL in the simulated snowpack. Assimilation of PMW synthetic observations. .... 116

**Figure 4.4.** Ensemble of simulations with 150 perturbed meteorological forcing data without assimilation (yellow zone, delimited by the 5th and the 95th percentiles), at the James Bay site (station 12, Fig. 4.2) and during the winter of 2014/2015. Simulations of (a)  $DT_{B,19-11,V} = T_{B,19\text{ GHz},V-pol} - T_{B,11\text{ GHz},V-pol}$ , (b)  $DT_{B,19-37,V} = T_{B,19\text{ GHz},V-pol} - T_{B,37\text{ GHz},V-pol}$ , (c) snow depth, (d) SWE. Red lines are the simulations obtained with unperturbed meteorological forcing data, and black lines are the simulations considered as the synthetic observations (Section 4.4.4.3). ..... 119

**Figure 4.5.** Left: SD evolution over several winters (covering 2013 to 2016) simulated by Crocus (green) and measured (red) over three nivometric stations (No. 1, 2 and 12). Station characteristics are detailed in Fig. 4.2 and Table 4.1. Right: same as left but for SWE. The black vertical lines for Station 12 are the standard deviations estimated with three in situ measurements taken around the station and illustrating the difficulty of capturing the local spatial variability of the snowpack. .... 124

**Figure 4.6.** For one site of the 2013 James Bay field campaign (01/08/2013): (a) Observed density profile (dotted red line) and Crocus simulations of density profiles driven by original meteorological forcing data (dashed green line), and driven by adjusted meteorological forcing data (full black line); (b) Same as (a) but for SSA profiles. .... 127

**Figure 4.7.** RMSE of  $T_B$  at 37 GHz, at V-pol, according to the snow stickiness parameter  $\tau$  over 25 field sites (calibration database is detailed in Tables S1 and S2). The full line is the RMSE estimated for  $T_{Bs}$  simulated with Opt-Crocus-SP/DMRT-ML. The dotted line is the RMSE estimated for  $T_{Bs}$  simulated with DMRT-ML driven by in-situ measurements. .... 128

**Figure 4.8.** Boxplots illustrate the RMSE of the ensembles of simulated SWE and SD for the whole winter (see equation [4.7]) according to the configuration of the assimilation: the median (orange horizontal line), 25th and 75th percentiles (boxes), 10th and 90th percentiles, and 5th and 95th percentiles (dots). (a) shows the RMSEs of the ensembles of SD obtained without ('Without') and with assimilation, according to the frequency, or combination of frequencies, assimilated in the twin experiment; (b) Same as (a) but for SWE retrievals. All frequencies are in vertical polarization..... 132

**Figure 4.9.** Same as Fig. 4.4 but with assimilated data. The blue envelopes are the simulated ensembles obtained after the assimilation of both  $\Delta T_{B,19-37}$  and  $\Delta T_{B,19-11}$ , in V-pol, by using the PF-SIR algorithm..... 134

**Figure 4.10.** Simulations d'ensembles de  $H_{neige}$  (a) et de SWE (b) avec et sans assimilations (ensembles jaune et bleu respectivement). La variable de cohésion des grains de neige ( $\tau$ ) est considérée comme *libre* dans le schéma d'assimilation. Simulation initiale sans assimilation en rouge et observation synthétique en noire. .... 159

**Figure 4.11.** RMSE des ensembles de  $H_{neige}$  (a) et de SWE (b) simulés pour l'hiver 2014-2015 sur la station 12 (équation [4.7]). L'expérience est la même que celle décrite dans la Section 4.5.4, soit avec des observations synthétiques, mais les trois  $T_{Bs}$  sont ici assimilées (et non les  $\Delta T_{Bs}$ ). 'Without' représente le RMSE obtenu sans assimilation des  $T_{Bs}$ , et les autres classes représentent les ensembles obtenus avec assimilations des trois  $T_{Bs}$  en fonction de la taille de l'ensemble créé (100, 150, 200 membres). Les boîtes à moustaches illustrent : la médiane (orange), le 25<sup>ème</sup> et le 75<sup>ème</sup> percentiles (limites des boîtes), le 10<sup>ème</sup> et 90<sup>ème</sup> percentiles, et le 5<sup>ème</sup> et 95<sup>ème</sup> percentiles (points noirs)..... 162

**Figure 4.12.** Pareil que 4.11 mais en fonction du nombre minimum  $N_{eff}$  de particules sélectionnées dans le processus de rééchantillonnage..... 164

**Figure 5.1.** SWE measurement stations with the ‘GMON’ SWE sensors (yellow squares, see Table 5.1) in the province of Québec, Eastern Canada. The red circles are the snow depth sensors (‘SR50’) used by Hydro-Québec for hydrological purposes, overlaid on a relief map (from blue-low to brown-higher altitudes) and watershed contours (black lines). The LG watershed is located in the middle north of Québec, the Outaouais and the Mauricie watersheds are in southwestern and south-central Québec, respectively. .... 173

**Figure 5.2.** Methodological scheme describing the DA scheme in the chain of models for SWE retrievals by updating perturbed atmospheric forcing data and snowpack states (‘ $F_t$ ’ and ‘ $x_t$ ’, respectively, see Sect. 5.4.4). .... 176

**Figure 5.3.** Overall  $T_B$  RMSE (at 11, 19 and 37 GHz, for the 12 sites and for the summer period) between the simulated and measured  $T_{B\ TOA}$  as a function of the values of  $\omega$ . A  $\sigma_s$  value at 0.2 cm gives the best results but  $T_B$  RMSE is not very sensitive to this variable. The parameters  $\beta_v$  and  $\eta_v$  were optimized for each ( $\omega$ ,  $\sigma_s$ ) couple according to the frequency used. .... 190

**Figure 5.4.** Pluri-annual variations of simulated  $T_{B\ TOA}$  (red dotted lines) and measured  $T_{B\ TOA}$  (black full lines) from 2012 to 2016 at 37 GHz in vertical polarization: (a) Site 12 ( $f_{cover}$  of 24%); (b) Site 1 ( $f_{cover}$  of 64%); (c) Site 9 ( $f_{cover}$  of 84%). .... 192

**Figure 5.5.** Variations of the SWE ensemble RMSE (Eq. (5.11)) obtained with and without DA for the dry snow period (from 1 December to 15 March). The red line is the SWE ensemble RMSE obtained without DA (open loop runs), the blue line is the RMSE obtained with the DA of  $\Delta T_{Bv,19-37}$  only, the green dashed line the RMSE with the DA of  $\Delta T_{Bv,19-37}$  and  $\Delta T_{Bv,19-11}$ , and the black dotted line the RMSE with the DA of the three  $T_{Bs}$ . Experiments are performed for (a) Site 12; (b) Site 1; (c) Site 9, over the winter 2014-2015. .... 194

**Figure 5.6.** Evolution of SWE measurements (black points) and SWE simulations. The  $SWE_{Crocus}$  is the red line and the  $SWE_{DA}$  is the gray dotted line. The yellow envelope is the spread of the SWE ensemble obtained with open loop runs (prior estimates). The gray envelope is the spread of the SWE ensemble obtained with the assimilation of the three frequencies (posterior estimates). Both spreads are delimited by the 5<sup>th</sup> and the 95<sup>th</sup>

percentiles. Experiments are computed for (a) Site 12, (b) Site 1, (c) Site 9, over the winter 2014-2015..... 196

**Figure 5.7.** Evolution of SWE measurements (black points), original SWE simulations (red full line), and the median of the SWE ensemble obtained with the DA of the three frequencies (SWE<sub>DA</sub>) (blue dotted line). The gray envelope is the spread of the SWE<sub>DA</sub> ensemble (posterior estimates). Experiments are computed for (a) Site 5 ( $f_{cover} = 31.5\%$ ), (b) Site 1 ( $f_{cover} = 63.7\%$ ), (c) Site 9 ( $f_{cover} = 84\%$ ), d) Site 10 ( $f_{cover} = 61.8\%$ ), from 2012 to 2016..... 200

**Figure 5.8.** Evolutions of measured SWE (black points) for Site 3 from 2013 to 2014, original SWE Crocus simulation (red full line), and SWE<sub>DA</sub> obtained with a DA of the three frequencies applied for the entire winter (green dotted line) and when LWC=0 only (blue full line). The simulated total Liquid Water Content (LWC) in the snowpack (dotted gray lines) is also shown..... 201

**Figure 5.9.** Percentage of surface (black), vegetation (dark gray) and atmosphere (light gray) contributions to the simulated PMW signal at the top of the atmosphere at the three frequencies 11 (top), 19 (middle) and 37 (bottom) GHz. ID12, ID1 and ID9 are site 12 ( $f_{cover}$  of 24.2%), 1 ( $f_{cover}$  of 63.7%) and 9 ( $f_{cover}$  of 84.0%), respectively. Summer and winter periods are defined when snowpack is observed or not. .... 205

**Figure 5.10.** Weight distribution of the first 20 weights of a sorted distribution for an ensemble of 50 particles: distribution before the adjustment (blue dotted points), showing a degeneracy problem, and distribution after the adjustment procedure (red dotted points), where weight distribution is ‘flattened’ and significant weights are distributed around  $N_{keep}$  particles (10 particles for this example). .... 209

**Figure 5.11.** Évolution du SWE<sub>Crocus</sub> (rouge), du SWE<sub>DA</sub> (bleu) et du SWE mesuré (points noirs) pour les 10 sites étudiés de 2012 à 2016 (Fig. 5.1). Le SWE<sub>DA</sub> est obtenu avec l’assimilation des trois fréquences (11, 19 et 37 GHz) et avec les paramètres  $\omega$  et  $\tau_{snow}$  calibrés. L’enveloppe grise correspond à l’ensemble de SWE obtenu avec l’assimilation. .... 219

**Figure 5.12.** Évolution du  $SWE_{Crocus}$  (rouge), du  $SWE_{DA}$  (bleu) et du SWE mesuré (points noirs) pour les 10 sites étudiés de 2012 à 2016 (Fig. 5.1). Le  $SWE_{DA}$  est obtenu avec l'assimilation des trois fréquences (11, 19 et 37 GHz) et avec les paramètres  $\omega$  et  $\tau_{snow}$  considérés comme des paramètres *libres* dans l'assimilation. L'enveloppe grise correspond à l'ensemble de SWE obtenu avec l'assimilation. .... 220

**Figure 5.13.** (a) Distribution du PR11 pour des neiges avec croûtes de glace (vert) et des neiges sans croûtes de glace (jaune); (b) Pareil que (a) mais avec le PR19; (c) Pareil que (a) mais avec le PR(37). .... 221

**Figure 6.1.** Comparaison des performances de SWE simulés avec les différentes approches évoquées dans cette thèse : produit SWE GlobSnow2 (en vert),  $SWE_{Crocus}$  (en rouge),  $SWE_{DA}$  avec  $\omega$  et  $\tau$  fixes (en bleu foncé),  $SWE_{DA,\omega,\tau}$  avec  $\omega$  et  $\tau$  *libres* (en bleu clair). .... 223

**Figure 6.2.** Simulations de SWE sans assimilation (rouge), avec assimilation des  $T_{Bs}$  en considérant  $\omega$ ,  $\tau$  et  $\rho_{CG}$  fixes (pointillés bleus) et avec assimilation des  $T_{Bs}$  en considérant  $\omega$ ,  $\tau$  fixes et  $\rho_{CG}$  comme un paramètre libre (pointillés verts) pour : (a) site 9, hiver 2014/2015, (b) site 3, hiver 2013/2014. Voir Chapitre 5 pour la spécification des sites (Fig. 5.1 et Table 5.1). .... 225

**Figure 6.3.**  $T_{B,19}$  en H-pol en fonction du LWC dans le manteau neigeux. Simulations DMRT-ML avec une température de 273 K, une densité de  $300 \text{ kg.m}^{-3}$  et des tailles de grains de 0.5 mm (bleu) et de 1.0 mm (vert). Le LWC est concentré sur les 10 premiers cm du manteau neigeux. Tirée de Picard *et al.*, 2013. .... 227

**Figure 6.4.** (a) Distribution du  $\Delta T_{B37-19v}$  ( $\Delta T_{B37-19v} = T_{B37v} - T_{B19v}$ ) pour des neiges sèches (vert) et des neiges humides (jaune); (b) Pareil que (a) mais avec le  $\Delta T_{B37-19hv} = T_{B37h} - T_{B19v}$ ; (c) Pareil que (a) mais avec le PR(11); (d) Pareil que (a) mais avec le PR(19); (e) Pareil que (a) mais avec le PR(37). Les  $\Delta T_{Bs}$  sont dérivées des observations AMSR-2 sur les 12 sites d'études (Chapitre 5) lorsqu'un manteau neigeux est détecté. La différenciation neige sèche/humide est déterminée à partir de la présence de LWC dans le manteau neigeux simulé par Crocus. .... 229



**Figure 6.5.** Évolution du RMSE sur le SWE en fonction du  $LAI_{hiver}$  sur les 12 sites étudiés (Fig. 5.1 et table 5.2). Les valeurs de RMSE sont celles présentées dans les Tables 5.5 et 5.6 : avec assimilation des trois fréquences et les paramètres  $\omega$  et  $\tau_{snow}$  fixe (croix rouges), avec assimilation des trois fréquences et les paramètres  $\omega$  et  $\tau_{snow}$  libres (points bleus). Les courbes sont ajustées aux points tel que :  $y = a \cdot (1 - \exp - bx)$ . ..... 231

**Figure 7.1.** SWE Crocus ( $kg.m^{-2}$ ) simulés le 1<sup>er</sup> Janvier 2016 sur le bassin versant de la Mauricie, au Sud du Québec. Crocus est initialisé par les forçages météorologiques GEM. .... 240

**Figure A.1.1.** Localisation des capteurs GMON sur le territoire québécois. Carte provenant de la base de données de l’Institut de recherche d’Hydro-Québec. Les points bleus sont les capteurs GMON installés depuis moins d’un an et bientôt opérationnels. Les points verts sont les capteurs GMON opérationnels et utilisés dans de cette thèse. Le carré rouge inclue les bassins versants de la Gatineau et de la Mauricie (Fig. 1.2). ..... 263

**Figure A.1.2.** Localisation des capteurs GMON sur les bassins versants de la Mauricie et de la Gatineau (encadré rouge, Fig. 1.1). Carte provenant de la base de données de l’Institut de recherche d’Hydro-Québec. .... 264

## LISTE DES TABLEAUX

<b>Table 2.1.</b> Principales variables atmosphériques GEM utilisées pour l’initialisation du modèle de neige Crocus et formules utilisées pour convertir les variables dans les dimensions souhaitées. ....	24
<b>Table 3.1.</b> Details of the land cover classification and of the number of SWE measurements from 1980 to 2009 (maj. = majority land cover type in the pixel) from the three main databases used in the present study: Database 1 is the complete <i>in situ</i> database, Database 2 has SWE values < 150mm and Database 3 is a subset of January-February SWE values < 150mm (see Sect. 2.5-B). ....	56
<b>Table 3.2.</b> Validation metrics with j=year and i=1... n (number of SWE measurements per year). ....	63
<b>Table 3.3.</b> Statistical results for the entire dataset (Database 1), for cases without high SWE <sub>gb</sub> (SWE <sub>gb</sub> <150mm, Database 2), and for cases with deep SWE <sub>gb</sub> only (SWE <sub>gb</sub> >150mm). The units for all statistics are mm. ....	65
<b>Table 3.4.</b> Seasonal statistics for the three main time periods of interest: fall (October-November-December), winter (January-February), spring (Mars-April-May-June). The entire winter period (D-J-F-M: from December to March) is also studied. The database used is the one without high SWE <sub>gb</sub> (Database 2: SWE <sub>gb</sub> <150 mm). ....	66
<b>Table 3.5.</b> Summary of performance statistics for each land cover category over Eastern Canada. Database 1 is the complete database. Database 3 is the database without SWE <sub>gb</sub> > 150 mm and over a period from January to February. r is the correlation coefficient. The boreal forest class includes deciduous, coniferous and mixed forest classes. ....	70
<b>Table 3.6.</b> Summary of performance metrics for the AMSR-E product (SWE <sub>AMSRE</sub> ) and the GS-2 SWE product (SWE <sub>GB</sub> ) from 2002 to 2009, for January-February only. ....	73
<b>Table 3.7.</b> Performances du SWE <sub>GS</sub> pour chaque station, pour des SWE mesurés supérieurs à 48 kg.m <sup>-2</sup> . ....	89

**Table 4.1.** Characteristics of the nivometric stations: SWE (in  $\text{kg m}^{-2}$ ) and snow depth (SD in m) data, Latitude (Lat.), Longitude (Long.) and Elevation (El., a.s.l. in meters) of stations, Dist. GEM-station is the distance between the station and the center of the associated GEM grid-cell, time period of observations, average of the maximum observed data over the studied period, data providers (HQ: Hydro-Québec, ECCC: Environment and Climate Change Canada, UdS: Université de Sherbrooke, U. Laval: Université Laval), Dist. SWE-SD represents the distance between the SWE sensor and the closest SD sensor. (\*) Stations where SD and SWE measurements are not collocated. (\*\*) Station with SD measurements only (station 14). (\*\*\*) Stations with SWE measurements only (stations 5 and 11). ..... 106

**Table 4.2.** Mean of GEM meteorological forcing data, local observations and of the created ensemble of perturbed meteorological GEM data (MeanOBS, MeanGEM, and MeanENS respectively) for the November-to-March time period from 2012 to 2016. Standard deviations ( $\sigma$ ) and biases of original GEM data compared to observations and compared to created ensembles of GEM data.  $\phi_{\text{cal}}$  is the calibrated factor applied to propagate the perturbation X in [4.6]. ..... 118

**Table 4.3.** Statistical performance of the simulated SD obtained with Crocus over several winters for  $\text{SD}_{\text{obs}} > 0.20$  m (Station characteristics are detailed in Table 4.1). Site 14\*\* is a site with SD data only. The mean and the standard deviation (std) values are estimated by taking all the daily data for all stations. The average  $\text{SD}_{\text{max}}$  is 0.75 m (Table 4.1). (\*) Stations where SD and SWE measurements are not collocated. .... 125

**Table 4.4.** Same as Table 4.3 but for SWE simulations, for  $\text{SWE}_{\text{obs}} > 48 \text{ kg m}^{-2}$ . The average  $\text{SWE}_{\text{max}}$  is 237.1  $\text{kg m}^{-2}$  (Table 4.1). .... 125

**Table 4.5.** Results of the optimization processes: Average SD and  $\rho_{\text{snow}}$  of the 49 measured and Crocus simulated snow profiles ( $n = \text{number of sites} = 49$ ), obtained with and without the SCE-UA optimization of each snow profiles ('Optimized Crocus simulations'). Temperature was corrected by an additional factor  $\alpha$ . Precipitation rate, wind speed and  $\text{SW}_{\text{down}}$  were corrected by multiplicative factors named  $\beta$ ,  $\gamma$  and  $\delta$  respectively. These factors are applied as constants along the simulated winter season. The values in brackets correspond

to the standard deviations of each variable. RMSE is the overall RMSE between optimized Crocus simulations and measurements..... 126

**Table 4.6.** RMSE of  $T_B$  simulations (K) for Opt-Crocus-SP/ $\tau$ -DMRT-ML and in-situ/ $\tau$ -DMRT-ML simulations over the 24 validation sites. For comparison, simulations with non-sticky sphere microstructure in DMRT-ML are given (referred as ‘In-situ/DMRT-ML’ and ‘Opt-Crocus-SP/DMRT-ML’). ‘V’ and ‘H’ are the vertical and horizontal polarizations. 129

**Table 4.7** Same as Table 4.6 but for DMRT-ML simulations driven by in situ or original Crocus snow profiles (without adjusted meteorological inputs) for the 49 field sites. When IL are taken into account in Crocus snow profiles, an IL is integrated at 4 cm from the surface of the Crocus snow profile when it was observed on the field (Section 4.4.3). ..... 131

**Table 4.8.** Statistical performances of SWE and SD simulations obtained with the calibrated Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML chain, with and without the assimilation of  $\Delta T_{B,19-37}$  and  $\Delta T_{B,19-11}$ , in V-pol. .... 134

**Table 4.9.** Calibrated snow stickiness values  $\tau$  for different snowpack types. n is the number of sites used for the calibration. .... 139

**Table 4.10.** Sensibilité des simulations de  $SWE_{Crocus}$  en fonction de chaque variable : les variables de précipitations (solides et liquides), de radiations ( $SW_{down}$  et  $LW_{down}$ ), de direction et de vitesse du vent (‘Vit. Vent’), de pression atmosphérique ( $P_{atm}$ ) et d’humidité spécifique (Hum. Spéc.) ont été perturbées par un facteur multiplicatif constant de 75 - 125 % (variations de  $\pm 25\%$ ). Les températures de l’air ( $T_{air}$ ) sont perturbées par un facteur additif constant de  $\pm 5$  K. La sensibilité de la phase de discrimination Pluie/Neige (fixée à 1.5 °C dans cette étude) est également étudiée pour 0 °C et 3 °C. Le NRMSE est défini tel que  $NRMSE = RMSE/MAX_{obs}$ , avec  $MAX_{obs}$  la valeur maximale observée. .... 155

**Table 4.11.** Performances statistiques des ensembles de SWE et de  $H_{neige}$  simulés avec la chaîne de modèle Crocus/DMRT-ML avec et sans assimilation des  $DT_{B,19-37}$  et  $DT_{B,19-11}$ , en V-pol. Ce tableau reprend les résultats présentés dans la Section 4.5.4.2 (Tableau 4.8), soit avec un paramètre  $\tau$  fixe dans la chaîne de modèle, et présente les résultats obtenus en considérant  $\tau$  libre dans l’assimilation. L’assimilation est faite avec 150 membres, le nombre

minimum d'échantillons sélectionnés avec l'assimilation est fixé à 25 ('*Neff*', voir Section 4.8.4.2 plus loin)..... 159

**Table 5.1.** Characteristics of the nivometric stations: SWE (in  $\text{kg m}^{-2}$ ) data, Latitude (Lat.), Longitude (Long.) and Elevation (El., a.s.l. in meters) of stations, Dist. GEM-station is the distance between the station and the center of the associated GEM grid cell, time period of observations, average of the maximum observed data over the studied period, data providers (HQ: Hydro-Québec, U. Sherb: Université de Sherbrooke, U. Laval: Université Laval).. 174

**Table 5.2.**  $\text{LAI}_{\text{summer}}$  is the mean of the LAI provided by MODIS for the July-August time period and averaged over the AMSR-2 grid cell ( $10 \times 10 \text{ km}^2$ ),  $\text{LAI}_{\text{winter}}$  is the mean LAI for the January-March time period.  $f_{\text{cover}}$  is the fraction of forest cover within the AMSR-2 grid cell extracted from the land cover map Circa 2000 (Sect. 5.4.3). The percentages of coniferous, deciduous and water areas are the percentages distributed within the  $f_{\text{cover}}$ . Sites are ranked in the increasing order of  $f_{\text{cover}}$ . The three highlighted sites (gray cells) are the sites selected to test the configuration of the DA scheme in Sect. 5.5.2. .... 178

**Table 5.3.** Effective parameters calibrated for the 12 studied sites to quantify soil contributions  $\epsilon_{\text{surf}}$  (calibrated surface roughness 'cal.  $\sigma_s$ ' and calibrated polarization ratio 'cal.  $\beta_v$ ') and vegetation contributions (controlled by the calibrated ( $\omega, \eta_v$ ) parameters 'cal.  $\omega$ ' and 'cal.  $\eta_v$ ' according to the daily LAI) measured at the top of the atmosphere. The parameterization of frozen ground was estimated by Montpetit *et al.* (2017).  $\epsilon_{\text{eff}}$  is the effective dielectric constant estimated with the permittivity of frozen and unfrozen soils derived from the Dobson's equations (1985). Annual and seasonal  $T_{\text{B TOA}}$  RMSE estimated for the summer and the winter period ( $\text{RMSE}_{\text{summer}}$  and  $\text{RMSE}_{\text{winter}}$ ) are calculated from 2012 to 2016 with the calibrated parameters..... 191

**Table 5.4.** Averaged SWE ensemble RMSE (see Eq. (5.11)) obtained with and without DA, according to the data assimilated (see Sect. 5.5.2.1) for each tested site.  $\text{RMSE}_{\text{dry-snow}}$  is the SWE ensemble RMSE obtained from 1 December to 15 Marsh.  $\text{RMSE}_{\text{annual}}$  is estimated over the whole winter (when snowpack is detected)..... 194

**Table 5.5.** Averaged SWE RMSE, bias and RPE (Eq. (5.12)) over the 12 studied sites from 2012 to 2016 for original SWE simulation ( $SWE_{Crocus}$ ) and assimilated  $SWE_{DA}$ . Statistical performances were estimated for  $SWE_{obs} > 48 \text{ kg m}^{-2}$  (snow depth higher than  $\sim 20$  cm).  $SWE_{obs}$  and  $SWE_{sim}$  are the averaged observed and simulated SWE, respectively. .... 199

**Table 5.6.** Same as Table 5.5 but using the forest parameter  $\omega$  and the snow stickiness parameter ( $\tau_{snow}$ ) as free variables in the DA scheme to improve SWE retrievals ( $SWE_{DA, \omega, \tau_s}$ ). .... 202

**Table 7.1.** Caractéristiques des instruments embarqués sur le satellite WCOM. Tiré de Shi *et al.*, 2014. FPIR: « *Fully polarized interferometric synthetic aperture microwave radiometer* ». PMI: « *Polarized microwave radiometric imager* ». DFPSCAT: « *Dual-frequency polarized SCATterometer* ». .... 243

**Table A.1.1.** Noms des différentes stations avec des capteurs de SWE ('GMON') utilisées durant cette thèse. .... 265

## LISTE DES ACRONYMES

AMSR-2 : Advanced Microwave Scanning Radiometer 2

DISORT: DIscrete Ordinate Radiative Transfer Method

DMRT-ML: Dense Media Radiative Transfer Theory – Multi Layer

EASE-Grid : The Equal-Area Scalable Earth Grid

NHA EASE-Grid : Northern Hemisphere Azimuthal EASE-Grid

EnKF : Filtre d'ensemble de Kalman

Env. Can.: Environment Canada

FP-SIR : Filtre Particulaire par échantillonnage d'importance (*Sampling Importance Resampling* : SIR)

GCOM-W1: the Global Change Observing Mission – Water

GEM : Global Environnemental Mutliscale Model 10 x 10 km

HQ : Hydro-Québec

HUT : Helsinki University of Technology multi-layer snow emission model

IRIS : InfraRed Integrated Sphere

LAI : Indice Foliaire (Leaf Area Index)

LCC : Carte forestière du Canada (Landcover map of Canada 2005)

LWC : Conteneur en eau liquide de la neige (*Liquid Water Content*)

MDDEP : Ministère du Développement Durable, de l'Environnement et des Parcs du Québec

MEMLS : Microwave Emission Model of Layered Snowpacks

MOP : Micro-Ondes Passives

MRCC : Modèle Régional Canadien du Climat

MTR : Modèle de Transfert Radiatif

NSIDC : National Snow and Ice Data Center

RMSD : Root Mean Square Difference

RMSE : Root Mean Square Error

RPE : Relative percentage of error

SSA : Surface spécifique de la neige (*Snow Specific Surface Area*)

SMM/I : Special Sensor Microwave/Imager

SMMR : Scanning Multichannel Microwave Radiometer

SWE : Équivalent en eau de la neige (*Snow Water Equivalent*)

SWE<sub>AMSR2</sub> : SWE fournis par NSIDC dérivés des  $T_B$  mesurées par le satellite AMSR-2

SWE<sub>Crocus</sub> : simulations originales de SWE avec le modèle de neige Crocus initialisé par les forçages atmosphériques GEM.

SWE<sub>DA</sub> : simulations de SWE avec le modèle de neige Crocus initialisé par les forçages atmosphériques GEM et réajusté par l'assimilation des observations MOP lorsque  $LWC = 0 \text{ kg.m}^{-2}$ . Paramètres  $\omega$  et  $\tau$  pré-calibrés.

SWE<sub>DA,  $\omega, \tau$</sub>  : simulations de SWE avec le modèle de neige Crocus initialisé par les forçages atmosphériques GEM et réajusté par l'assimilation des observations MOP lorsque  $LWC = 0 \text{ kg.m}^{-2}$ . Paramètres  $\omega$  et  $\tau$  ajustés dans le schéma d'assimilation.

SWE<sub>gb</sub> : SWE mesurés (données bi-mensuelles)

SWE<sub>Gs</sub> : SWE dérivés du produit GlobSnow-2

SWE<sub>obs</sub> : Mesures quotidiennes de SWE avec les capteurs GMON.



## LISTE DES SYMBOLES

$e_f$  : émissivité d'une surface pour une fréquence ( $f$ ) donnée

$e_{surf}$  : émissivité d'une surface sous la canopée

$f_{cover}$  : fraction de forêt

$f_{season}$  : fraction de forêt saisonnier (hiver ou été)

$f$  : fréquence

$K_a$  : coefficients d'absorption

$K_e$  : coefficients d'atténuation dans DMRT-ML (extinction)

$K_s$  : coefficients de diffusion ( $K_a = K_e - K_s$ )

$k$  : nombre d'onde ( $\pi/\lambda$ )

$M$  : Masse

$R_{opt}$  : rayon optique d'un grain de neige

$S$  : Surface de l'interface air/neige

$T_{B,f}$  : Température de brillance (K) (*Brighness Temperature*) à une fréquence ( $f$ ) donnée

$T_{B,H}$  : Température de brillance polarisée horizontalement (K)

$T_{Bforest}$  : émission d'un pixel en forêt

$T_{Bsurface}$  : émission de la surface sous la canopée atténuée par la végétation

$T_{Bveg}$  : émission de la végétation

$T_{Bveg-r}$  : émissions de la végétation réfléchie par la surface

$T_{Batm\downarrow}$  : émission descendante (vers la surface) de l'atmosphère

$T_{Batm\uparrow}$  : émission ascendante (vers le capteur satellitaire) de l'atmosphère

$T_{Batm\downarrow-r-s}$  : émission de l'atmosphère réfléchie par la surface

$T_{Batm\downarrow-r-veg}$  : émission de l'atmosphère réfléchie par la végétation

$T_{B\downarrow-r}$  : émission du signal descendant réfléchi par la surface ( $T_{Batm\downarrow-r-s} + T_{Bveg-r}$ )

$T_{snow}$  : température effective de la neige

$T_{surf}$  : température de la surface

$T_{veg}$  : température de la végétation

$V$  : Volume

$z$  : épaisseur de la couche de neige (DMRT-ML)

$\rho_{ice}$  : densité de la glace pure (917 kg.m<sup>-3</sup>)

$\rho_{CG}$  : densité des croûtes de glace

$\theta$  : l'angle par rapport au nadir

$\sigma_s$  : Rugosité du sol

$\varepsilon$  : constante diélectrique ou permittivité

$\varepsilon_{eff}$  : constante diélectrique effective

$\phi$  : facteur de correction de la taille des grains dans DMRT-ML

$\gamma$  : transmissivité de la végétation

$\omega$  : albédo de diffusion de la végétation

$\tau_{opt}$  : épaisseur optique de la végétation

$\tau$  ou  $\tau_{snow}$  : paramètre de cohésion des grains de neige (*stickiness factor*)

$\tau_\lambda$  : transmittance de l'atmosphère pour une fréquence donnée

$\lambda$  : longueur d'onde

## REMERCIEMENTS

Bien bien bien... me voilà à l'étape cruciale d'écriture des remerciements, qui marque l'accomplissement de ce projet. Je vais essayer de ne pas me disperser et sûrement oublier des gens... je m'en excuse d'avance.

Avant tout, j'aimerais remercier personnellement mon directeur de thèse, le professeur Alain Royer, qui a su trouver les mots il y a 3 ans pour me faire dévier de mon parcours d'ingénieur, traverser un océan et me lancer dans ce monde fascinant de la recherche... Où de mieux que le Québec pour étudier la neige ? Je lui suis reconnaissante de la confiance qu'il m'a accordée, de ses idées (rationnelles ou irrationnelles) et de sa passion contagieuse pour la recherche ; qui m'ont permis d'avancer et d'évoluer, aussi bien professionnellement que personnellement, tout au long de ce projet. Merci, surtout, de m'avoir offert ces opportunités d'aller découvrir le Nord québécois, à Baie James ou Umiujiaq, et de vivre ces moments exaltants, que ce soit perdus dans le blizzard en motoneige, à creuser des *snowpits* toujours plus profonds (700 mm de SWE !), autour d'un verre d'alcool chinois ou encore fascinés par une valse d'aurores boréales. Aussi, bien sûr, cette recherche n'aurait pas été la même sans l'aide de ma co-directrice Danielle De Sève, chercheuse à l'Institut de Recherche d'Hydro-Québec (IREQ). Merci de m'avoir accueillie dans la région montréalaise pendant un an. Un merci particulier pour les nombreux conseils attentifs et éclairés qui ont contribué à améliorer la qualité de ce travail.

Ce projet de recherche a été possible grâce au support de l'organisme MITACS, et aux financements d'IREQ et du Cartel. Soulignons également les contributions financières des programmes CRSNG Canada, FRQ-NT Québec, CFQCU France-Québec du Centre d'Étude Nordique ayant aidé aux financements des visites, des formations et des conférences tout au long de ce projet.

Je remercie Michel Fily (directeur du LGGE) et Samuel Morin (directeur du CEN) pour m'avoir accueillie à deux reprises dans leurs laboratoires pour des visites scientifiques. L'expertise trouvée durant ces rencontres a grandement contribué au travail apporté. Un

merci particulier à Vincent Vionnet et à Emmanuel Cosme, pour le temps qu'ils m'ont accordé et les échanges toujours agréables et pertinents.

Je tiens à remercier tous les co-auteurs et réviseurs des différents articles publiés ou soumis durant ces trois années, qui ont su m'orienter pour corriger des premiers 'pavés' parfois indigérables... Un merci particulier à Alexandre Roy, Ghislain Picard, Ross Brown et Alexandre Langlois pour leurs aides.

Un grand merci aux collègues étudiants et professeurs qui ont rendu mon quotidien québécois si agréable, en particulier JB, Vincent, BC, Nico, Brice, Nath, Joris, Aurélie, Céline, Patrick, Ala, Chloé, Mike, Alex M.... et quel aurait été cette thèse sans Caro ? Amie de la première heure, colocataire, soutien inébranlable... Merci. Un autre grand merci évidemment à mes amis d'ici et d'ailleurs, pour leurs soutiens et leurs capacités à me changer les idées quand il le fallait (en canoé, en ski, en randonnées ou autour de jeux) : Adrien, Tristan, Bébé, Maude-Louise, Lisa B., Donatien, Lisa S., Xi, Jo, Marie, Lolo, Flo, Gui, Marine, Magali... je ne peux tous les citer mais ils se reconnaîtront !

Merci à ma famille pour leur appui inconditionnel et pour m'avoir toujours laissé croire en mes projets farfelus... et merci à Rachel, évidemment, pour sa force et celle qu'on se transmet pour réaliser nos rêves.

Et ce dernier merci à celui qui partage ma vie et qui a traversé un océan pour vivre cette aventure à mes côtés. Celui qui, par sa vision sincère et directe du monde, m'a permis de garder la tête sur les épaules. De tout mon cœur, merci Jed.

## AVANT-PROPOS

Ce document est présenté sous la forme d'une thèse par article. Ce manuscrit est composé de 7 chapitres. Suite au Chapitre 1 d'introduction expliquant le contexte, les problématiques et les objectifs de l'étude, le Chapitre 2 fait un état de l'art des notions théoriques abordées durant le projet. Les Chapitres 3, 4 et 5 présentent, sous forme d'articles, les méthodologies et les résultats pour répondre aux objectifs fixés. Ces articles sont présentés dans la langue de publication en anglais. Une brève description de l'article en français précède chacun d'eux dans le manuscrit. Le Chapitre 6 discute des limitations de l'approche développée et ouvre la voie à des perspectives pour des travaux futurs liés à cette thèse. Le chapitre 7 conclut sur les résultats obtenus.

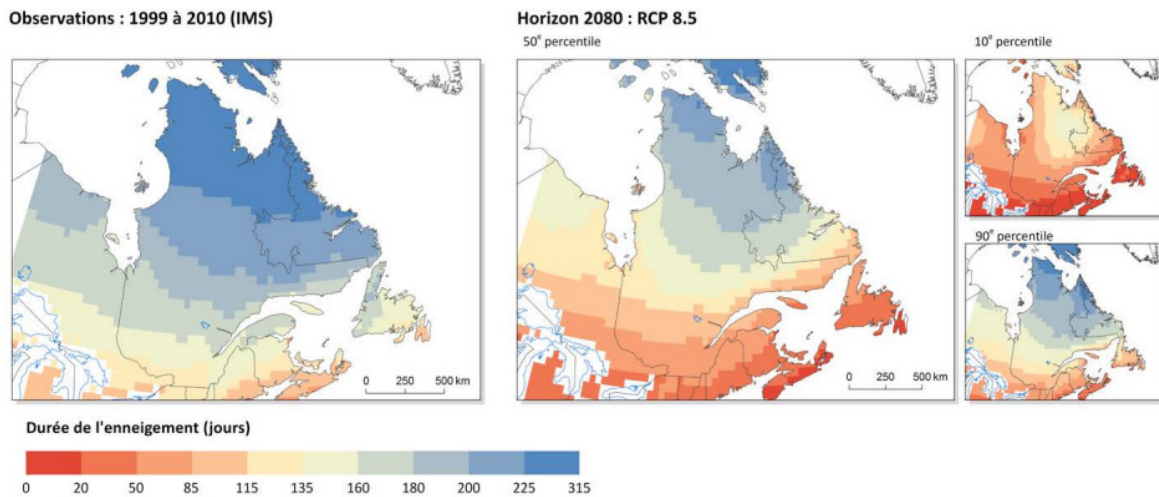
Ce projet de recherche est le fruit d'une collaboration entre le département de géomatiques appliquées de l'Université de Sherbrooke (Sherbrooke, Canada), l'Institut de Recherche d'Hydro-Québec IREQ (Varennnes, Canada), l'Université Grenoble-Alpes, l'Institut des géosciences de l'environnement et le Centre d'Étude de la Neige de Météo-France (Grenoble, France). Les travaux ont été menés en alternance entre le Centre de recherche en télédétection de l'Université de Sherbrooke (Cartel), au sein de l'équipe spécialisée dans l'étude de la neige GRIMP, et l'équipe de l'IREQ. Pour développer les expertises nécessaires au bon déroulement du projet, plusieurs rencontres ont eu lieu avec les partenaires du projet à Grenoble.

# CHAPITRE 1. INTRODUCTION

## 1.1 Étude du couvert nival

### 1.1.1 Pourquoi étudier la neige au Québec ?

En bouleversant l'équilibre de la Planète à l'échelle global, les changements climatiques vont affecter plus ou moins certaines régions. Le dernier rapport du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) prévoit une hausse moyenne mondiale de 1.7 degrés Celsius, alors qu'elle pourra aller jusqu'à 3 degrés au Québec, à l'Est du Canada, d'ici 2050 selon les analyses climatiques sous le scénario climatique futur RCP8.5 (Leduc *et al.*, 2016). Dans cette province du Canada, cette vulnérabilité va à la fois réduire la période d'enneigement et en même temps augmenter de plus de 10% les précipitations de neige dans certaines régions froides (Räisänen, 2007; Vincent *et al.*, 2015). Le diagnostic est sans appel et le manteau blanc qui habille l'horizon en hiver sera le premier touché, avec une plus grande variabilité interannuelle et une diminution globale de l'étendue du couvert neigeux (Figure 1.1), causant d'importants changements climatiques (Lemke *et al.*, 2007) et hydrologiques (Schultz and Barrett, 1989; Albert *et al.*, 1993; Brown *et al.*, 2003; 2009).



**Figure 1.1.** Durée de l'enneigement observée pour la période 1999 à 2010 (gauche) et projetée pour l'horizon 2080 (2071 à 2100) (droite). La moyenne observée est calculée à partir des données interpolées d'Hydro-Québec. Les cartes futures (droites) présentent la médiane de l'ensemble ainsi que les 10<sup>ème</sup> et 90<sup>ème</sup> percentiles de 22 modèles sous le scénario climatique futur RCP8.5 du GIEC. Tiré du Rapport Ouranos : *Synthèse des connaissances sur les changements climatiques – Vers l'Adaptation*.

D'un point de vue climatique, la neige joue un rôle clé en modifiant les échanges d'énergie entre l'atmosphère et les surfaces continentales grâce à ses propriétés radiatives et thermiques uniques. Ses principales caractéristiques se traduisent par un fort albédo, une faible conductivité thermique et une forte énergie nécessaire à sa fonte. La présence de neige au sol refroidit donc les basses couches de l'atmosphère : plus elle fond, moins l'énergie solaire est réfléchiée, donc plus il fait chaud et plus elle fond...et ainsi de suite, faisant du couvert neigeux un élément incontournable dans le contrôle du climat de la Terre (Gong *et al.*, 2004). Agissant comme un isolant thermique, sa fonte entraîne aussi un réchauffement des températures du sol en hiver, et joue un rôle important dans la dynamique des zones actives de pergélisol (Flanner *et al.*, 2011). Mieux comprendre ce phénomène est primordial sachant que le dégel des sols de l'Arctique, qui contiennent le plus important réservoir de carbone de la planète, joue un rôle crucial dans les boucles de rétroactions positives du réchauffement climatique (Westermann *et al.*, 2015).

Durant le long hiver québécois, il est aussi facile d'oublier que ce fameux manteau blanc est un immense réservoir d'eau en hibernation, attendant patiemment son heure pour fondre et se déverser dans les rivières. Le couvert de neige représente en moyenne entre 30 et 40 % de la pointe de crue au Québec selon les régions (De Sève, 2014) et est donc un intrant important dans les modèles de prévisions hydrologiques d'Hydro-Québec (HQ), l'un des plus gros producteurs d'hydroélectricité en Amérique du Nord (De Sève *et al.*, 2007). Au Québec, près de 97% de l'énergie électrique produite est hydraulique. Une telle production d'énergie nécessite une bonne gestion de toutes les installations et une bonne réactivité aux fluctuations de la demande. Avec les changements climatiques, la variabilité du couvert neigeux va affecter le bilan hydrique et compliquer la prévision des apports en eau (Bergeron *et al.*, 2012, 2013). HQ doit s'adapter et répondre à des enjeux opérationnels parfois contradictoires en faisant des compromis entre la sécurité civile, la sécurité des ouvrages et la valeur économique; car une mauvaise anticipation de la quantité d'eau liée à la fonte des neiges peut faire la différence entre des pertes économiques et des milliers d'hectares de territoires inondés. Rappelons par exemple les inondations du printemps 2017 d'une ampleur sans précédent au sud du Québec qui ont affecté 5 371 résidences de 286 municipalités situées dans 15 régions, entraînant des coûts considérables. Ces inondations historiques ont été provoquées par une fonte des neiges rapide mais aussi une quantité de pluie importante au printemps. Bien que les gestionnaires aient pris des décisions qui ont permis de réduire les inondations, une meilleure connaissance de l'accumulation de neige aurait permis d'optimiser la gestion des barrages-réservoirs et ainsi de réduire davantage les impacts de la crue printanière. Inversement, les réservoirs de la région de la rivière La Grande ont déjà connu des périodes inattendues de faibles hydraulicités au début des années 2000 (Jutras *et al.*, 2009). Dans ce contexte, développer des outils pour mieux comprendre l'évolution du couvert nival dans le temps et l'espace est nécessaire et fait l'objet d'une activité scientifique sans cesse croissante. C'est plus particulièrement cet impact hydrologique au Québec qui motive ce sujet de recherche.



### 1.1.2 Quels sont les objectifs d’Hydro-Québec ?

De manière opérationnelle, pour pouvoir anticiper et quantifier l’apport en eau que représentera la fonte des neiges au printemps, et ainsi optimiser les modèles de prévision des apports, il s’agit de calculer et de spatialiser l’équivalent en eau de la neige (ou *Snow Water Equivalent*, noté ‘SWE’ dans la nomenclature scientifique). Le SWE représente la quantité d’eau emmagasinée dans le manteau neigeux et pouvant être obtenue par la fonte de la neige. Généralement exprimé en millimètres ( $\text{kg.m}^{-2}$ ), le SWE peut être calculé en fonction de la hauteur de neige et de la densité selon [1.1],

$$SWE = \frac{H_{\text{neige}} \cdot \rho_{\text{neige}}}{\rho_{\text{eau}}} \quad [1.1]$$

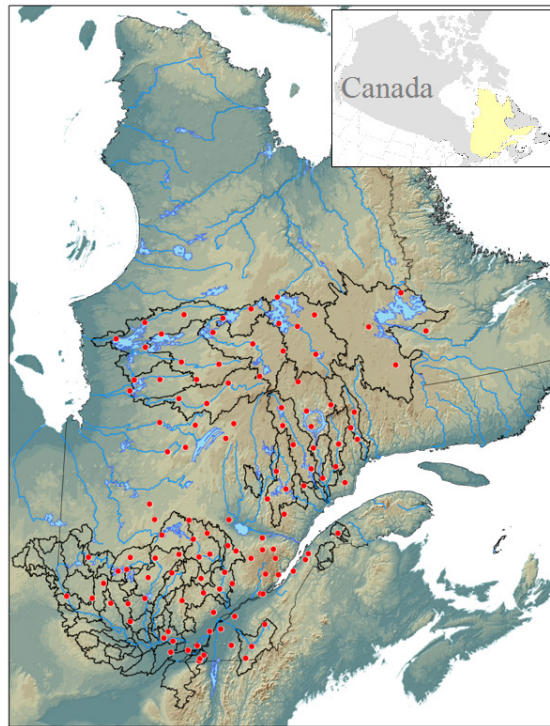
avec  $H_{\text{neige}}$  la hauteur de neige en mètres,  $\rho_{\text{neige}}$  et  $\rho_{\text{eau}}$  les densités de la neige et de l’eau en  $\text{kg.m}^{-3}$ . Un millimètre de SWE dans les rivières du corridor hydroélectrique Caniapiscou-La Grande (Québec) pourrait représenter 1 million de dollars en production hydroélectrique (Brown and Tapsoba, 2007).

HQ utilise actuellement deux modèles hydrologiques dans le cadre de ses activités de prévision des apports, le modèle global HSAMI en mode opérationnel et le modèle distribué HYDROTEL (Fortin *et al.*, 2001) pour des activités de soutien, lequel est déjà adapté pour accueillir des données satellites et monté sur plusieurs bassins versants à La Grande, sur la Côte Nord, en Mauricie et en Outaouais (communication personnelle du département Hydro-Québec Production, HQP).

Depuis les années 1960, plusieurs techniques ont été développées pour dériver un SWE sur l’ensemble d’un territoire mais peu sont opérationnelle en temps réel avec une précision suffisante à grande échelle pour être utilisée dans les modèles hydrologiques. Les routines de simulations de fonte de neige actuellement disponibles dans les modèles hydrologiques utilisés chez HQP (HSAMI et HYDROTEL) sont basées sur des approches mixtes de type *degrés-jours bilan énergétique* (Fortin *et al.*, 1995). Pour HSAMI en implémentation, ces routines sont efficaces sur un plan opérationnel mais dépendent de plusieurs coefficients empiriques et ne considèrent pas la structure de la neige, ce qui induit des incertitudes sur le SWE estimé (Oreiller *et al.*, 2014). L’Institut de Recherche d’Hydro-

Québec (IREQ), notre partenaire de recherche, souhaite aider HQP à optimiser la prévision des apports hydriques émise par les modèles hydrologiques d'HQ en améliorant la qualité des intrants, en particulier les cartes de SWE (Vachon, 2009). Le niveau de précision recherché par cette étude est celui proposé dans le projet *Grille de Neige du Québec* (GNQ) d'HQ, soit une erreur relative sur le biais de 15 %, afin d'être ensuite exploitable dans les systèmes opérationnels d'HQ pour l'ensemble des bassins versants (Vachon, 2009). Ce seuil de 15 % a été choisi pour rivaliser avec les précisions moyennes obtenues par les mesures de terrain (sur les lignes de neige) et qui sont comprises entre 10 et 20 % en condition de neige sèche (voir Section 2.1). Ce seuil de performance est d'ailleurs cohérent avec la littérature, puisque la mission satellite CoreH2O fixait aussi un objectif à 15% (Rott *et al.*, 2010), de même que le projet ESA GlobSnow-2 (Luo *et al.*, 2014). Ce seuil d'erreur correspond à une erreur quadratique moyenne (RMSE) d'environ 35 mm pour les manteaux neigeux québécois moyen de l'ordre de 250 mm de SWE.

Cette étude se concentre sur la zone subarctique et boréale du Québec, à l'Est du Canada (58° - 45°N). Le Québec est un vaste territoire de 1 667 712 km<sup>2</sup> avec des conditions climatiques et environnementales variées (continental, subarctique, arctique, maritime de l'Est) et composé de différents couverts forestiers (forêts mixtes, feuillus, conifères, etc.). La Figure 1.2 présente la zone d'étude incluant les trois principaux bassins hydrographiques équipés de capteurs de SWE : le bassin de La Grande (LG) dans le territoire de la Baie-James (Moyen-Nord du Québec), celui de la rivière des Outaouais (Sud-Ouest du Québec) et de la Saint-Maurice (région du Centre du Québec). Le bassin versant de La Grande, composé de forêts boréales, génère à lui seul plus de 80% de la puissance totale installée au Québec et concentre les centrales hydroélectriques les plus importantes. Dans la partie Sud du Québec, les rivières de la Saint-Maurice et des Outaouais sont les plus importants affluents du fleuve du Saint-Laurent. La majorité de la population étant concentrée dans cette zone géographique, les problématiques de sécurité civile y sont plus sensibles. Ces régions sont caractérisées par des forêts mixtes de feuillus et de conifères.



**Figure 1.2.** Zone d'étude (Québec, Est du Canada). Les bassins versant du Québec sont délimités en noirs. Les points rouges représentent les capteurs d'Hydro-Québec et d'Environnement Canada mesurant les hauteurs de neige quotidiennes. Carte provenant de la base de données de l'IREQ.

## 1.2 La dynamique de fonte du couvert nival encore mal évaluée

Estimer la présence et la quantité de la neige au sol sur l'ensemble d'un bassin versant avec précision est un des défis récurrents d'HQ. L'objectif d'améliorer la fiabilité des cartes de neige n'est pas nouveau et plusieurs approches ont été investiguées par les chercheurs de l'IREQ en support aux prévisionnistes d'HQ. Cette section décrit les données *in situ* utilisées et les avantages et inconvénients des approches développées.

### 1.2.1 Les données *in situ*

Les mesures de SWE sont traditionnellement réalisées de façon manuelle à l'aide d'un carottier le long d'un trajet spécifique à plusieurs endroits sur le territoire. Cette mesure est ponctuelle dans l'espace, mais aussi dans le temps. L'évaluation du couvert nival pour les

bassins d'intérêts d'HQ est réalisée par des équipes de techniciens sur une base mensuelle de janvier à mars et bimensuelle durant la période de fonte. Cette information bien qu'absolument nécessaire ne permet pas de capter avec finesse la dynamique de fonte, ce qui est problématique en période de crue (Communication personnelle de Danielle De Sève (2017)). L'erreur des mesures de SWE réalisées avec les carottiers peut aller de 10 à 40 % globalement selon les conditions de neige, et de 10 à 20 % en période de neige sèche (De Sève *et al.*, 2005; Vachon, 2009). De plus, le territoire étant très vaste et parfois difficilement accessible, les campagnes de terrain deviennent onéreuses et laborieuses. Plusieurs approches ont été évaluées pour palier à la problématique des données de terrain, dont les techniques utilisant des mesures aéroportées du rayonnement gamma au sol, lequel est sensible à la variation de SWE. Cette technique est très utilisée au États-Unis mais a été rapidement mise de côté par HQ en raison du coût de maintenance des opérations jugé trop élevé (Ducharme, 2003). Pour toutes ces raisons, l'IREQ a plutôt travaillé depuis 2005 au développement d'un capteur gamma au sol, le GMON (Gamma MONitoring), pour estimer le SWE en temps quasi réel avec un pas de temps de 6 heures et une erreur moyenne de 5 % (Choquette *et al.*, 2008). Précisons que cet instrument est maintenant commercialisé par Campbell Scientific CS725 et que 10 stations GMON d'Hydro-Québec sont actuellement en fonctionnement au Québec. L'extension du réseau vers les bassins versants du complexe La Grande est également planifiée et 15 stations GMON ont été installées durant l'hiver 2016/2017. Les Figures A.1.1 et A.1.2 en Annexe 1 montrent la localisation des stations GMON utilisées durant cette thèse sur le territoire québécois (pour la validation), ainsi que celles en cours d'installation. Ces stations sont identifiées par la suite par des numéros (Table A.1.1 en Annexe 1). Le déploiement d'un tel réseau est toutefois très couteux et ne résout que partiellement la problématique spatiale (voir Section 1.2.2). Les mesures automatiques de hauteurs de neige ( $H_{\text{neige}}$ ) représentent une bonne alternative pour ajouter de l'information aux cartes de neige et évaluer l'évolution du manteau neigeux, puisque les instruments de mesures sont moins couteux que les sondes GMON. Les mesures journalières des  $H_{\text{neige}}$  sont acquises avec des capteurs ultra-soniques (Campbell Scientific SR50) qui ont une marge d'erreur de  $\pm 1$  cm. Le pas de temps est plus précis (1 heure) et la répartition spatiale plus

importante (Figure 1.2, incluant des capteurs d'HQ et d'Environnement Canada), mais le nombre de station SR50 reste trop faible pour capter la variabilité spatiale du couvert neigeux.

### 1.2.2 Les techniques d'interpolation d'IREQ

Pour avoir une meilleure information de la distribution de la neige au sol, des techniques d'interpolation spatiales (approches géostatistiques dites de krigeage) des mesures de neige ont été expérimentées depuis 2005 pour aider les prévisionnistes d'HQ (Tapsoba *et al.*, 2005). Actuellement, les cartes de SWE interpolées au 1<sup>er</sup> Mars sont utilisées pour réajuster les modèles hydrologiques d'HQ avant la fonte des neiges. Plusieurs approches d'interpolations ont été investiguées (en fonction de l'altitude, l'occupation du sol, les latitudes et longitudes, etc.) et présentent de bons résultats localement (erreurs sous les 35 kg.m<sup>-2</sup>), mais les incertitudes augmentent drastiquement en fonction de la distance à l'observation (Brown and Tapsoba, 2007). Ces techniques restent tributaires du nombre, de la représentativité et de la localisation des stations nivométriques et des variables exogènes utilisées dans l'interpolation. La plus grande incertitude des modèles de prévision hydrologique résulte de la méconnaissance, aussi bien qualitative que quantitative, de la distribution de SWE sur le territoire. Cette méconnaissance est due à plusieurs facteurs comme la disponibilité, le type, la représentativité et la qualité de la donnée. Avec l'utilisation d'approches utilisant uniquement les observations au sol, les débits pour la période printanière sont fortement sous-estimés par les modèles hydrologiques d'HQ (Turcotte *et al.*, 2007, 2010).

### 1.2.3 L'utilisation de modèles de neige

Pour s'extraire de cette dépendance aux données *in situ*, plusieurs études se sont intéressées à l'utilisation de modèles de neige (Brun *et al.*, 1989; Boone and Etchevers, 2001; Lehning *et al.*, 2002). En initialisant ces modèles par des variables météorologiques forcées, il est possible d'estimer l'évolution du manteau neigeux sur l'ensemble du territoire sans l'utilisation de mesures au sol. Toutefois, les forçages météorologiques sont projetés à partir des observations aux stations météorologiques et sont donc confrontés au même problème. Le faible échantillonnage de stations météorologiques permanentes dans les régions reculées

induit des biais dans l'estimation des forçages atmosphériques, et par conséquent dans le calcul du SWE en sortie des modèles de neige, et ce, peu importe la qualité et la précision du modèle utilisé. Le Nord du Québec compte par exemple seulement 25 stations pour 100 000 km<sup>2</sup>. Il a été démontré que l'incertitude sur les forçages météorologiques était la principale source d'erreurs dans les simulations avec des modèles de neige (Raleigh *et al.*, 2015). Les modèles essayant de réajuster le SWE par assimilation des relevés nivométriques au sol sont également biaisés puisque ces données sont mesurées dans peu d'endroits et de manière irrégulière. En plus des erreurs d'initialisation, les modèles de neige incluent d'autres biais en raison de la connaissance imparfaite de la physique de la neige et des simplifications dans les modèles de neige (Foster *et al.*, 2005). Jusqu'à maintenant, leur utilisation en mode couplé avec l'atmosphère pour des applications hydrologiques n'a été faite que dans peu d'études et représente un défi scientifique en perpétuelle évolution (Kern *et al.*, 2008; Langlois *et al.*, 2012; Roy *et al.*, 2012; De Lannoy *et al.*, 2012).

Que ce soit avec des modèles de neige ou avec des données nivométriques au sol, la présence et la quantité de neige au sol restent des paramètres difficiles à évaluer à l'échelle régionale en raison de la variabilité spatiale et temporelle du couvert neigeux dans des régions où l'information est difficilement accessible. Pour répondre aux besoins hydrologiques au Québec, il est nécessaire de trouver une solution pour pallier au manque de données au sol. Dans cette optique, les données issues de la télédétection satellitaire deviennent un incontournable puisqu'elles offrent justement cette information avec une vision synoptique du territoire et un pas de temps variable selon le capteur utilisé.

### **1.3 Utilisation des observations satellitaires à la rescousse**

Durant la dernière décennie, de nombreux efforts ont été développés pour intégrer les données de télédétection dans les modèles hydrologiques et améliorer la prévision des apports en réajustant le SWE, l'humidité du sol ou encore l'évapotranspiration (Pietroniro et Leconte, 2005, Xu *et al.*, 2014). Depuis plus de 30 ans, beaucoup d'études se sont intéressées à l'utilisation du domaine des micro-ondes passives (MOP), entre 10 et 37 GHz (Chang *et al.*, 1987; De Sève *et al.*, 2000, 2007, 2012; Derksen, 2008; Tedesco *et al.*, 2004; Kelly, 2009;

Kwon *et al.*, 2017). Ce domaine de fréquence est particulièrement intéressant puisque, contrairement aux méthodes utilisant des images optiques, les capteurs en MOP ne dépendent pas des sources d'illumination ou des conditions météorologiques et offrent l'avantage d'une couverture globale par tout temps jours et nuits. Les missions satellites en MOP sont munies de capteurs imageurs à haute fréquence (85, 37 et 19 GHz), lesquels sont très sensibles au volume de neige au sol. Ces observations peuvent donc être utilisées pour la quantification de SWE (Hallikainen *et al.*, 1984, 1986; Chang *et al.*, 1987) mais également pour la caractérisation du couvert neigeux (sèche vs humide, présence vs absence de neige) (Mätzler *et al.*, 1994). Un autre point d'intérêt est la revisite biquotidienne des satellites qui permet potentiellement de détecter des changements sur l'état du couvert nival durant la journée. Finalement, spécifions qu'il est possible de construire une base de données de MOP qui voisine 40 ans ce qui peut être particulièrement intéressant pour la calibration de modèles hydrologiques pour les régions peu instrumentées. Pour l'ensemble de ces raisons, l'IREQ a développé depuis 2005 des applications pour la cartographie de la présence de neige au sol basées sur l'utilisation des données de télédétection optiques et de micro-ondes (Roberge, 2013). Dernièrement, des algorithmes d'estimations de SWE ont été calibrés sur le Québec à partir de mesures *in situ* et des données MOP issues du capteur SSMI et AMSR-2 (*Advanced Microwave Scanning Radiometer*) (De Sève *et al.*, 2010, 2012, 2014) et sont en cours d'implémentation dans les systèmes de prévisions d'HQ (Vachon *et al.*, 2010, 2012 et 2015). AMSR-2 est embarqué sur le satellite *JAXA's GCOM-W1 (Global change observation mission)* et en orbite depuis 2012 avec une bonne résolution spatiale au sol de 10 km x 10 km (Imaoka *et al.*, 2010). Il s'agit de méthodes régionales, calibrées à partir de paramètres empiriques et en implantation technologique depuis septembre 2017. D'autres travaux sont actuellement en cours à HQ, notamment avec des inversions de SWE à partir de méthodes régressives des observations SSM/I, et montrent l'intérêt des hydrologues pour les approches utilisant la télédétection spatiale (communication personnelle de D. De Sève, 2017).

Concrètement, les radiomètres en MOP embarqués sur les satellites mesurent une émission naturelle de la surface observée ou un rayonnement naturel réfléchi par la surface, décrit comme une température de brillance (notée 'T<sub>B</sub>'). Les T<sub>Bs</sub> entre 10 et 37 GHz sont plus ou moins atténuées dans le manteau neigeux en fonction de son épaisseur et de sa

composition (densité, taille des grains de neige, *etc.*). Il est donc possible d'estimer un SWE en effectuant des combinaisons multi-fréquences et multi-polarisations des  $T_{Bs}$  mesurées par les capteurs satellitaires (Pulliainen and Hallikainen, 2001). Cependant, les résultats de ces techniques sont biaisées en raison de la faible résolution des images satellitaire ( $10 \times 10 \text{ km}^2$  pour AMSR-2 et  $25 \times 25 \text{ km}^2$  pour SSM/I) et des différentes contributions MOP mesurées au sein d'un même pixel (canopée, croûte de glace, sol gelé/non gelé, présence de lacs, humidité dans la neige, topographie, *etc.*) (Kelly *et al.*, 2003; Koenig and Forster, 2004). La contribution de la végétation, le contenu en eau liquide dans le manteau neigeux et la taille des grains de neige sont les principaux facteurs qui influencent les  $T_{Bs}$  observées et dépendent de dynamiques spatiales difficiles à quantifier (Dong *et al.*, 2005; Vander Jagt *et al.*, 2013; Cai *et al.*, 2017). Il a été démontré que l'utilisation des SWE directement estimés à partir des observations satellitaires en MOP n'améliorait pas les simulations hydrologiques de manière significative pour des conditions de neiges épaisses, en particulier en raison d'un effet de saturation du signal MOP (Andreadis and Lettenmaier, 2006). Les différentes contributions qui affectent le signal satellitaire doivent être identifiées et quantifiées afin d'extraire uniquement l'émission MOP du manteau neigeux et pouvoir en dériver un SWE.

Pour décomposer le signal et mieux comprendre l'impact de l'ensemble des contributions captées par le signal satellitaire au Québec en hiver, une approche consiste à procéder en sens inverse en simulant le signal mesuré par satellite au-dessus de l'atmosphère (noté ' $T_{B \text{ TOA}}$ ', ' $T_B$  at the top of the atmosphere') avec des modèles de transfert radiatif pour corriger les caractéristiques du manteau neigeux (Pulliainen *et al.*, 2006; Brucker *et al.*, 2011; Langlois *et al.*, 2012; Picard *et al.*, 2013; Roy *et al.*, 2013). L'intérêt de simuler le  $T_{B \text{ TOA}}$  à partir de modèles de transfert radiatif est de pouvoir utiliser directement la mesure satellitaire pour corriger les  $T_{Bs}$  simulées en réajustant les variables des modèles dans un système d'inversion ou d'assimilation. Le procédé d'assimilation est une technique permettant de corriger l'état prédit d'un modèle à partir d'observations, en réajustant des variables d'état au fur et à mesure, dès qu'une observation est disponible. La bonne calibration des paramètres de la chaîne de modèles permettant de simuler l'observation satellitaire (tailles des grains de neige, contributions du sol, végétation, *etc.*) est une étape primordiale pour



minimiser l'erreur de modélisation et assurer la faisabilité de ces approches d'assimilation (Brucker *et al.*, 2011; Roy *et al.*, 2013, 2016).

Le développement de méthodes d'assimilation ou d'inversion des observations satellitaires en MOP pour réajuster les estimations de SWE est en plein essor (Pulliainen, 2006; Durand *et al.*, 2009; Vachon *et al.*, 2010; Touré *et al.*, 2011; De Lannoy *et al.*, 2012; DeChant and Moradkhani, 2011; Che *et al.*, 2014; Kwon *et al.*, 2016, 2017). Certaines méthodes apparaissent comme très prometteuses mais sont encore au stade de recherche, bien que déjà en 2004, Sun *et al.* aient démontré l'avantage d'assimiler les données satellites MOP dans les modèles de neige pour corriger les incertitudes des intrants météorologiques. Encore aujourd'hui ces approches sont peu ou pas utilisées en mode opérationnel pour des applications hydrologiques car souvent considérées comme trop coûteuses en temps de calculs. Mentionnons toutefois qu'HQ est à ses premières tentatives d'implantation suite aux travaux de Vachon *et al.* (2012, 2015) avec le modèle de transfert radiatif HUT (*the Helsinki University of Technology n-Layers model*, Pulliainen *et al.*, 1999), et cette thèse se positionne donc comme une étape complémentaire à ces travaux.

#### **1.4 Hypothèses et objectifs**

L'objectif global de ce projet de recherche est d'évaluer l'apport de l'assimilation des observations satellitaires MOP pour l'estimation du SWE au Québec. En ce sens, plusieurs approches ont déjà été développées mais la plupart sont dépendantes des données au sol. Par exemple, Vachon *et al.* (2010) ont adapté le modèle HUT pour le besoin opérationnel d'HQ en utilisant des données de terrain pour initialiser HUT et inverser directement le coefficient d'extinction afin de corriger le SWE pour le Nord du Québec. De la même manière, le produit GlobSnow2 (Pulliainen, 2006; Takala *et al.*, 2011) utilise le modèle HUT initialisé par des mesures de hauteurs de neige afin d'inverser les tailles de grains de neige avec les observations satellitaires MOP et en dériver un SWE corrigé à l'échelle globale. Ce produit GlobSnow2 est très largement utilisé en recherche et est considéré comme globalement satisfaisant (Takala *et al.*, 2011), mais n'a jamais été utilisé pour des applications hydrologiques.

Une étape préliminaire essentielle dans ce projet a donc été d'évaluer le produit SWE GlobSnow2 pour le Québec afin de mieux comprendre les avantages et les inconvénients de l'utilisation des observations satellitaires en micro-ondes passives au travers d'un large gradient éco-latitudinal. Suite à l'évaluation de ce produit et aux études antérieures, il est apparu nécessaire de développer une nouvelle approche permettant d'assimiler les  $T_{Bs}$  sans utilisation de données au sol *a priori*, afin d'avoir des résultats satisfaisants en régions éloignées. Pour ce faire, un modèle de neige a été utilisé pour initialiser des modèles de transfert radiatif et simuler l'observation satellitaire MOP. Le modèle de neige est lui-même initialisé par des forçages météorologiques qui doivent être réajustés (Raleigh *et al.*, 2015). L'assimilation des  $T_{Bs}$  en ajustant directement ces forçages météorologiques devrait nous permettre de corriger le SWE en sortie du modèle de neige sans utilisation de données *in situ*. Le SWE dérivé avec cette méthode devra atteindre les précisions attendues pour des applications hydrologiques (erreur relative sur le biais de 15%).

Par conséquent, ce projet se décompose à travers les trois sous-objectifs spécifiques suivants :

- 1- Évaluer les performances et la sensibilité du produit SWE GlobSnow-2 sur l'Est du Canada de 1979 à 2009.
- 2- Mettre en œuvre une chaîne de modèles pour simuler les  $T_{B\ TOA}$  au Québec : le modèle de neige multicouche Crocus, initialisé par les forçages atmosphériques fournis par le modèle de prévision atmosphérique *Global Environmental Multiscale Model* GEM (10 km x 10 km), est couplé à des modèles de transferts radiatifs permettant de simuler l'émission micro-onde de la neige (*Dense Media Radiative Transfer Model*, 'DMRT-ML'), de l'atmosphère, du sol et de la végétation (modèle simplifié ( $\omega$ - $\tau_{opt}$ )). La microstructure de la neige devra être calibrée dans DMRT-ML à partir des campagnes de mesures de terrain. Ces campagnes de mesures ont été faites sur quelques sites afin de régionaliser la méthodologie sur l'ensemble du territoire. Notons toutefois que ce paramètre pourra être considéré comme *libre* dans le processus d'assimilation pour s'extraire de cette contrainte locale (et appliquer la méthodologie à l'extérieure du Québec).

- 3- Développer un schéma d'assimilation avec un filtre particulaire par rééchantillonnage d'importance (FP SIR) afin d'assimiler les  $T_{B\ TOA}$  mesurées et simulées en ajustant directement les forçages atmosphériques pour améliorer les estimations d'équivalent en eau de la neige en sortie du modèle de neige.

Initialement développé pour l'étude des avalanches dans les Alpes, le modèle de neige Crocus, initialisé avec les forçages atmosphériques GEM, n'a jamais été utilisé au Canada pour des applications hydrologiques opérationnelles. Il s'agit également de la première étude qui calibre la microstructure de la neige dans le couplage Crocus/DMRT-ML à partir de campagnes de mesures terrains sur le Québec. La technique d'assimilation développée constitue aussi l'originalité de ce projet de recherche car elle n'a jamais été utilisée dans le cadre de la modélisation du couvert nival avec les MOP. Ce développement méthodologique original sera basé sur des modèles accessibles en « *open source* » permettant le transfert technologique à l'Institut de recherche d'Hydro-Québec (IREQ) dans le contexte d'exploitation par le partenaire. Le potentiel de la chaîne de modèles et de l'assimilation des MOP pour l'amélioration du SWE en sortie de Crocus sera quantifié à partir d'un réseau unique de 12 capteurs de SWE de 2012 à 2016 au Québec. Les données de télédétection utilisées seront fournies par les radiomètres du satellite AMSR-2. Avec l'approche proposée, les cartographies de SWE journalières devront permettre d'améliorer le suivi des débits au printemps, au moment où le risque est le plus important. Ce projet s'inscrit dans un domaine de recherche en perpétuelle évolution et représente un défi scientifique majeur dans le cadre d'une gestion opérationnelle des débits au Québec.

## **1.5 Canevas de la thèse**

Le Chapitre 2 fait un rappel théorique des outils et des notions abordées dans ce projet. Afin de mieux comprendre les problèmes auxquels nous avons dû faire face, la sensibilité des  $T_{Bs}$  par rapport aux différentes contributions est également détaillée.

Les résultats présentés dans les chapitres 3, 4 et 5 ont été séparés afin de répondre à une suite de questionnements logiques :

### **Chapitre 3 : Évaluation du produit GlobSnow2 sur l'Est du Canada**

Quelle est la performance que nous pouvons espérer obtenir avec les méthodes combinant l'assimilation des observations satellitaires en MOP et des données nivométriques au sol ? Quels sont les facteurs les plus sensibles lors de l'assimilation des MOP au Québec ? Avons-nous besoin de développer de nouveaux outils pour la prévision hydrique ?

### **Chapitre 4 : Simulation et assimilation des observations micro-ondes passives en utilisant un modèle de neige couplé à un modèle de transfert radiatif calibré sur le Nord-Est Canadien.**

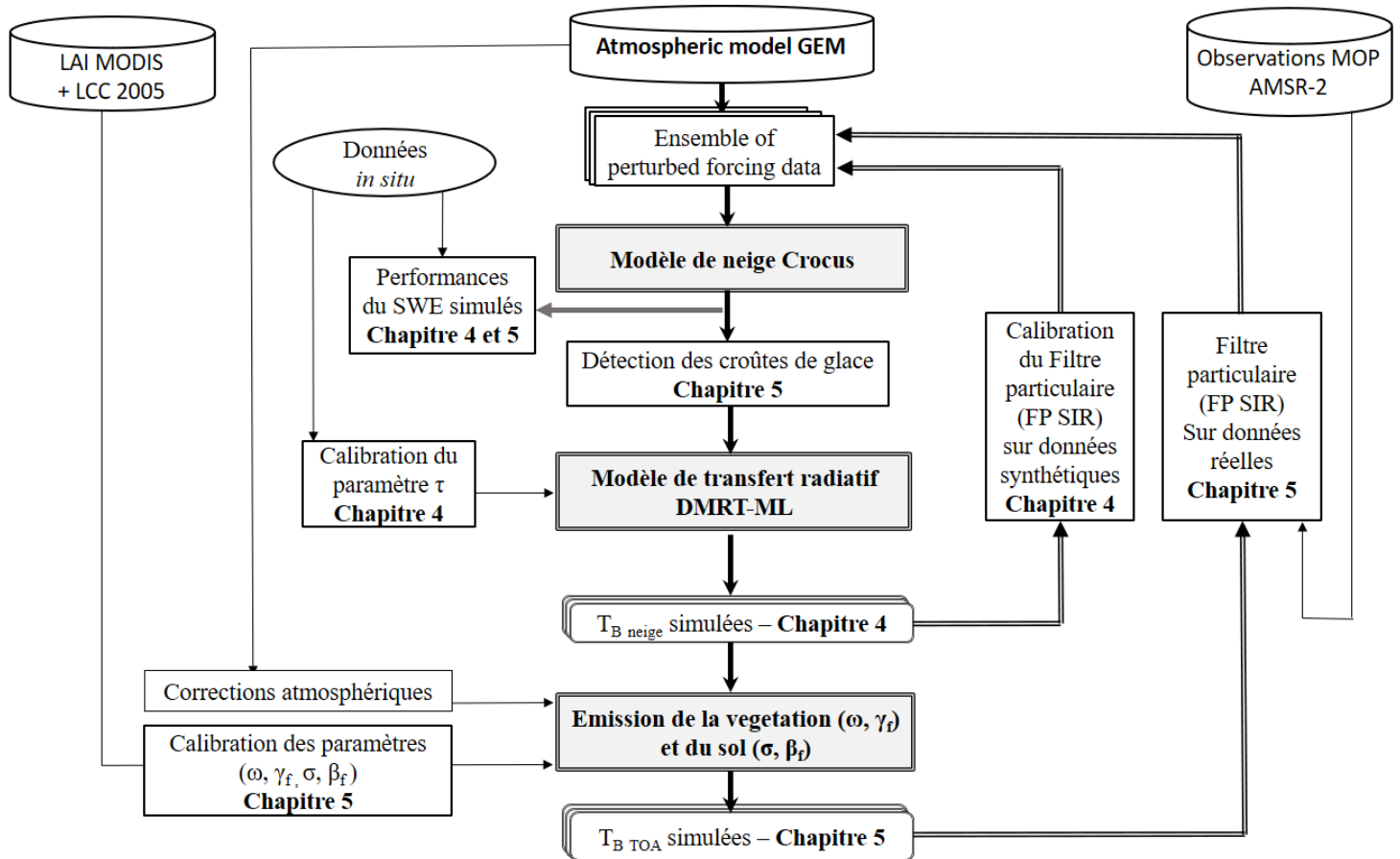
Quelle est la précision du modèle de neige Crocus, initialisé par le modèle de prévision atmosphérique GEM, sur le Québec ? À quel point la variable décrivant la cohésion des grains de neige ( $\tau$ ) impacte sur les simulations des  $T_{Bs}$  avec le modèle DMRT-ML ? Quel est le potentiel de l'assimilation des  $T_{Bs}$  dans cette chaîne de modèle et quelles informations apportent les observations en MOP pour l'estimation du SWE ?

### **Chapitre 5 : Évaluation d'un schéma d'assimilation des observations micro-ondes passives d'AMSR-2 dans un modèle de neige pour la prévision hydrique au Québec.**

Comment prendre en compte et spatialiser les contributions du sol et de la végétation pour simuler le signal mesuré au niveau des capteurs satellitaires ? Quelles sont les performances des  $T_{B\ TOA}$  simulées avec cette chaîne de modèles comparées aux mesures d'AMSR-2 en hiver au Québec ? Quelles améliorations dans l'estimation du SWE peut-on espérer à partir de l'assimilation des observations satellitaires en MOP, sans utilisation de données *in situ* ?

La Figure 1.3 illustre la chaîne de modèles décrite dans les Chapitres 4 et 5. Dans le Chapitre 4, la microstructure de la neige modélisée dans DMRT-ML est corrigée à partir d'un paramètre effectif décrivant la cohésion des grains ( $\tau$ ) avec des mesures effectuées sur plusieurs campagnes de mesures terrain. Dans un premier temps, le filtre particulaire est analysé avec des observations synthétiques d'émission du manteau neigeux pour vérifier la

faisabilité de l'approche. Au Chapitre 5, les contributions du sol et de la végétation dans le signal MOP mesuré par satellite sont quantifiées et calibrées à partir des cartes de caractéristiques forestières et de modèles de transfert radiatif. La chaîne de modèle est testée avec l'assimilation des observations MOP réelles du satellite AMSR-2 pour évaluer les améliorations sur l'estimation du SWE en sortie de Crocus.



**Figure 1.3.** Organigramme méthodologique du projet de recherche

## CHAPITRE 2. CADRE THÉORIQUE

Cette section décrit de manière exhaustive les notions et les modèles utilisés dans le cadre de la modélisation de couvert nival par télédétection afin de mieux comprendre les choix des outils appliqués dans ce projet de recherche. Les avantages et les inconvénients associés au domaine des micro-ondes passives sont décrits plus en détails pour expliquer les défis auxquels nous avons dû faire face et les approches qui en ont découlées.

### 2.1 Modélisation et spatialisation du SWE

#### 2.1.1 État de l'art

Depuis les années 2000, plusieurs techniques ont été investiguées pour améliorer la fiabilité des cartes de neige. Trois principales approches ont été développées pour spatialiser le SWE : 1) certaines utilisent les mesures *in situ* et spatialisent l'information par diverses techniques d'interpolation (comme mentionné dans le Chapitre 1), 2) d'autres utilisent les données au sol pour réajuster des modèles climatiques, 3) finalement, certaines approches favorisent la combinaison des modèles atmosphériques et/ou des données satellites, sans aucune utilisation des mesures au sol. L'Annexe 2 détaille sommairement les produits associés aux principales méthodes existantes. Certains produits utilisent des modèles climatiques produisant leurs propres champs de neige, comme le produit Canadian Meteorological Centre (CMC) (Brasnett, 1999; Brown *et al.*, 2003), mais leur résolution spatiale est toutefois faible pour des applications hydrologiques (25 x 25 km<sup>2</sup>). D'autres produits de SWE utilisent des modèles atmosphériques (Bartlett and Lehning, 2002). Le produit ERA-Interim fournit un SWE issue d'un modèle météorologique réajusté par des réanalyses d'observations météorologiques au sol (Balsamo *et al.*, 2015). Les données de réanalyses sont pertinentes pour étudier les grandes tendances à l'échelle globale ou régionale mais ne sont pas exploitables dans un contexte d'application opérationnel pour l'hydrologie (Brown *et al.*, 2010). De leur côté, les modèles de neige pilotés par des modèles de prévisions atmosphériques peuvent répondre au contexte opérationnel.

Il existe plusieurs types de modèle de neige pour simuler l'évolution du manteau neigeux (Vionnet *et al.*, 2012) dont : les modèles monocouches (D95, Douville *et al.*, 1995; CLASS, Verseghy, 2009), les modèles de complexités intermédiaires pour 2 à 5 couches (ISBA-ES, Boone and Etchevers, 2001) et finalement les modèles thermodynamiques multicouches simulant la microstructure du manteau neigeux tels que Crocus (Brun *et al.*, 1989) ou SNOWPACK (Lehning *et al.*, 2002). Pour ces derniers modèles, les couches de neige évoluent de manière dynamique selon des processus physiques et chimiques en fonction des échanges d'énergies pour des pas de temps déterminés. Le projet d'inter-comparaison d'Etchevers (2004) montre que les modèles thermodynamiques multicouches sont les plus performants pour décrire l'évolution du manteau neigeux. Aussi, dans la perspective d'utiliser un modèle de transfert radiatif pour simuler l'émission MOP du manteau neigeux modélisé, une bonne représentation de la stratigraphie du manteau neigeux est primordiale. Plusieurs caractéristiques du manteau neigeux sont alors nécessaires, soit : la température (en Kelvin), la densité ( $\rho$ ), l'épaisseur ( $H_{\text{neige}}$ ), le contenu en eau liquide (LWC), et de l'information sur la microstructure de la neige (taille et forme des grains de neige). Les autres variables peuvent être déduites de ces paramètres, comme l'émissivité ( $\epsilon$ ) qui dépend de la constante diélectrique du couvert neigeux (Mätzler *et al.*, 2006), la conductivité thermique ( $\kappa$ ) ou encore la résistance des grains de neige.

### 2.1.2 Le modèle de neige multicouches Crocus

- Choix du modèle de neige multicouches :

Les modèles de neige multicouches SNOWPACK et Crocus font l'objet d'un développement constant depuis plus de 20 ans. Ces deux modèles utilisent les mêmes principes physiques pour simuler l'évolution dynamique des couches de neige et les résultats obtenus sont relativement similaires. Les principales différences sont dans la représentation de la microstructure de la neige (variable diagnostique dans Crocus, variable pronostique dans SNOWPACK), et dans la représentation du sol (une couche dans SNOWPACK, alors que Crocus est entièrement couplé à un modèle de surface continental pouvant simuler jusqu'à 10 couches). Une bonne modélisation du sol est importante pour simuler l'évolution

du manteau neigeux de manière cohérente, puisqu'il influe directement sur le gradient de température, et donc sur le bilan d'énergie global. Des tests de sensibilité avec différentes configurations du sol dans Crocus ont été faits et ont permis de mettre en évidence l'importance de considérer un modèle de sol d'au moins 10 couches (avec des diffusions multiples, Brun *et al.*, 1989) pour optimiser les simulations de couvert nival. Dans ce projet de recherche, nous avons donc choisi d'utiliser le modèle de neige Crocus. Notons enfin que ce projet de recherche rentre dans le cadre d'une collaboration avec Météo-France et Environnement Canada, ce qui a influencé sur le choix d'utiliser le modèle de neige Crocus afin d'avoir accès à une expertise reconnue.

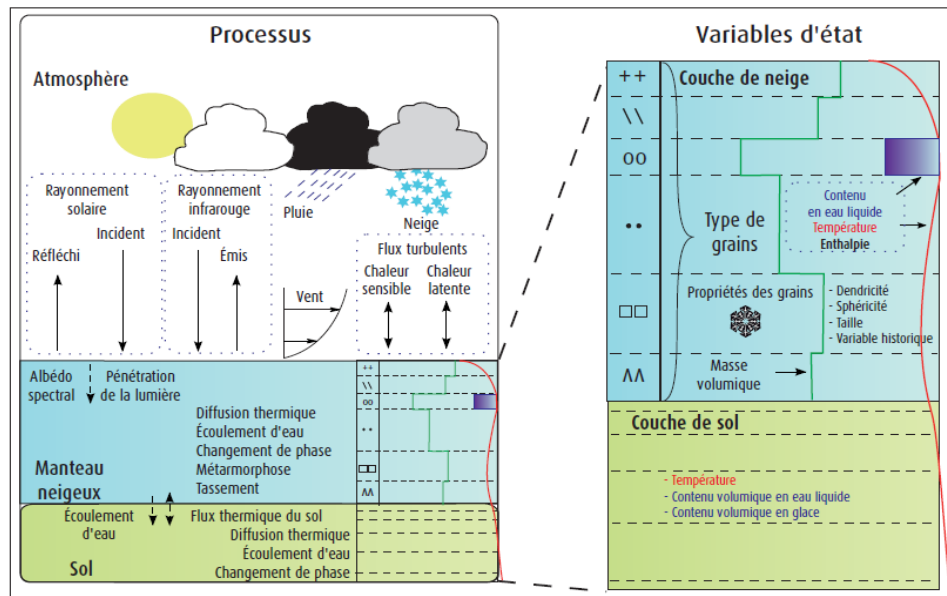
- Description qualitative de Crocus :

A la base utilisé pour l'étude des avalanches dans les Alpes, le modèle de neige multicouches Crocus est développé et amélioré depuis plus de 30 ans par Météo-France (Brun *et al.*, 1989; Lafaysse *et al.*, 2013). Ce modèle de neige est couplé au modèle de surface continentale ISBA (Interactions sol-atmosphère-biosphère, Noilhan and Planton, 1989) et prend en compte les échanges d'énergies avec l'atmosphère et le sol. L'implémentation d'ISBA/Crocus dans l'interface SURFEX (Surface Externalisée) (nommé simplement 'Crocus' ici) en fait un outil facilement manipulable, mais qui a besoin d'un important nombre d'intrants météorologiques (températures, précipitations, vitesse du vent, radiations, etc.). La Figure 2.1 schématise les différentes interactions prises en compte dans le modèle Crocus (Vionnet *et al.*, 2012). Avec un pas de temps de 15 minutes, Crocus simule dynamiquement la stratigraphie du manteau neigeux en décrivant chaque couche (50 au maximum) en fonction de son épaisseur, sa densité, son contenu en eau liquide (LWC), sa température (T) et un ensemble de variables représentant les propriétés morphologiques des grains de neige (Figure 2.1). Crocus fut un des premiers modèles à représenter les transformations des grains de glace par une paramétrisation et à simuler la métamorphose de la neige par des variables pronostiques décrivant l'évolution de la taille et de la forme des grains de neige, notamment avec la surface spécifique des grains (SSA, *Specific Surface Area*) (Carmagnola *et al.*, 2014). L'évolution du manteau neigeux est estimée à partir des principes physiques de conduction thermique, de changements de phase (fonte, gel/regel, sublimation,



etc.), de transport de neige par le vent, de percolation et de tassement des couches (érosion, compaction) (Vionnet *et al.*, 2012). Les couches sont discrétisées à chaque pas de temps et l'évolution du nombre de couche est dynamique. Cette caractéristique a influencé le choix de la méthode d'assimilation par filtre particulaire (voir Section 2.4). La densité est calculée en fonction de la température de l'air, de la vitesse du vent et de la pression des couches supérieures. La quantité d'eau liée à la fonte est estimée à partir de l'évolution du profil de température en tenant compte des éventuels changements de phase (fusion, regel). Ce gradient de température est calculé grâce à un modèle associant le bilan énergétique en surface et le flux thermique à la base du manteau neigeux.

Notons enfin que l'ensemble SURFEX/ISBA/Crocus est un système spatialisé, qui peut simuler une information distribuée s'il est initialisé par des grilles de modèles météorologiques français (ALADIN, ARPEGE). Cette spatialisation n'est pas encore adaptée pour la grille du modèle météorologique Canadien GEM utilisé dans cette étude, bien que des travaux soient en cours à Environnement Canada dans ce sens (communication personnelle V. Vionnet 2017). Cet aspect devra nécessairement être étudié dans des travaux futurs pour spatialiser la méthodologie développée dans ce projet de recherche.



**Figure 2.1 :** Variables d'état du modèle Crocus et principaux processus physiques simulés. Tiré de Vionnet *et al.*, 2012.

- Limitations dans la modélisation du couvert nival avec Crocus

Le modèle de neige Crocus est adapté aux neiges alpines, mais pas aux neiges arctiques. Dans le modèle de neige Crocus, les couches de neige évoluent dynamiquement selon des lois de *tassement* et selon des équations permettant de prendre en compte l'effet du vent (Vionnet *et al.*, 2012). Le transport de neige par le vent est le principal facteur de transformation mécanique des cristaux et conduit à une densification des couches. Actuellement, le processus de transport de neige dans Crocus est appliqué lorsque le vent dépasse un indice de mobilité, qui dépend de la microstructure de la neige et de la densité de la couche supérieure. Ce transport conduit à une diminution de la taille des grains de neige, à une densification et à une érosion du manteau neigeux. Toutefois, pour garder l'équilibre dynamique du manteau neigeux simulé, Crocus ne peut pas simuler des couches de neige avec une densité supérieure à  $350 \text{ kg.m}^{-3}$  et assurer une bonne représentativité des différentes variables (en particulier la microstructure). Le processus de transport de neige est complexe et difficile à modéliser du fait de la difficulté d'avoir des mesures terrains précises, et dépend d'équations empiriques calibrées pour des neiges alpines (manteau neigeux de plus en plus

denses du haut vers le bas, dépassant rarement  $350 \text{ kg.m}^{-3}$ ), qui sont diamétralement opposées aux neiges *tundra* (très denses sur les couches supérieures et avec du givre de profondeur dans les couches inférieures). L'effet du vent s'accompagne généralement d'un effet de sublimation, qui reste également mal représenté dans Crocus en raison d'une mauvaise connaissance de l'évolution de la microstructure de la neige suite à ces événements (Gordon *et al.*, 2007). Des études sont actuellement en cours à Météo-France pour adapter le modèle Crocus aux neiges arctiques (Barrère, 2018). Dans ce chapitre, nous avons écartés les cas de neige *tundra* pour la calibration de la chaîne de modèle puisque dans ces cas particuliers les erreurs de modélisation sont plus importantes que les erreurs d'initialisation. Les bornes appliquées aux perturbations des forçages météorologiques restent d'ailleurs dans des valeurs raisonnables (Section 4.4.4.1, voir le biais [GEM-OBS] dans la Table 4.2).

Pour le cas des neiges alpines, la densité des couches de neige peut dépasser  $350 \text{ kg.m}^{-3}$  lorsque des croûtes de regel ou des lentilles de glace se forment. Crocus n'est pas encore adapté pour simuler (ou en tout cas faire évoluer dynamiquement) ces couches car il s'agit de processus difficiles à mesurer, et donc à modéliser. Plusieurs études récentes tentent d'intégrer l'effet de la percolation pour reproduire les croûtes de regel (D'Ambroise *et al.*, 2017, Wever *et al.*, 2014), notamment en intégrant les équations de Richards pour prendre en compte les barrières de capillarités. Toutefois, la représentativité du manteau neigeux simulé n'est pas assurée car ces couches modifient le gradient de température (donc le bilan d'énergie) et il est difficile de traduire toutes les répercussions sur le métamorphisme de la neige et la densité (compactions) des couches. Avec les équations de Richards, il est possible de simuler des croûtes de regel comme des couches de neige avec des densités allant jusqu'à  $600 \text{ kg.m}^{-3}$ , mais les fonctions de conductivités et de percolations implémentées dans Crocus, ainsi que les lois de métamorphisme des grains de neige, ne sont pas adaptées pour de telles densités. Il en est de même pour les lentilles de glace. Pourtant, ces dernières ont un effet non-négligeables sur l'émission MOP du manteau neigeux (Roy *et al.*, 2016). Dans cette étude, elles sont ajoutées *a posteriori* dans les profils de neige simulés. La méthodologie pour les prendre en compte dans la chaîne de modèle est décrite dans le Chapitre 4.

Pour les mêmes raisons (simplifications physiques du modèle), d'autres paramètres ont des incertitudes importantes. C'est le cas du contenu en eau de la neige (LWC) et de son impact sur la densité et sur le métamorphisme des grains de neige. Le LWC est estimé en fonction des pluies et de la condensation/évaporation en surface. L'écoulement dans le manteau neigeux est mis à jour en fonction d'une capacité de rétention d'eau maximale, sans prendre en compte les barrières de capillarités. En réalité, la présence d'eau dans le manteau neigeux et les effets de percolations changent le métamorphisme des grains de neige de manière inhomogène. Les neiges humides sont très complexes à modéliser, au niveau du manteau neigeux et de son émission MOP (vu comme un corps noirs à partir de  $LWC > 0.5$  mm, Picard *et al.*, 2013). Cet aspect n'est pas encore résolu et dans ce projet nous nous sommes concentrés sur les neiges sèches (avant la fonte des neiges en fin de saison). Cette limitation importante est discutée dans le Chapitre 6.

- Initialisation du modèle Crocus par un modèle météorologique

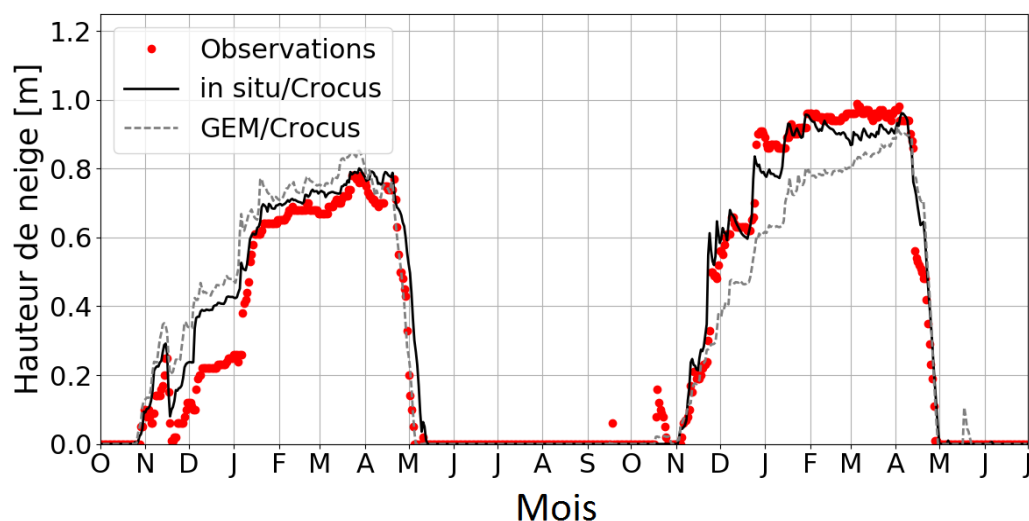
Crocus est initialisé par les variables atmosphériques décrites dans la Table 2.1. Cette étude utilise les forçages atmosphériques extraits du modèle de prévision météorologique canadien GEM (Côté *et al.*, 1998). Ce modèle a été développé par le Système Régional de Prévision Déterministe (SRPD) d'Environnement Canada et estime des données climatiques avec un pas de temps aux 3 heures sur une grille couvrant l'Amérique du Nord. Le produit est mis à jour deux fois par jour et les prévisions peuvent aller jusqu'à 48h.. Chaque cellule a une résolution spatiale de 10 km x 10 km. Le modèle GEM offre l'avantage d'une bonne couverture des régions nordiques du Québec. Pour une mise en application opérationnelle, nous devons nécessairement utiliser un modèle atmosphérique de prévisions de données, et non des modèles atmosphériques utilisant des réanalyses comme NARR, MERRA ou CanRCM4. Une analyse de sensibilité du modèle GEM sur le Québec (à partir de 6 stations météorologiques) est faite dans le Chapitre 4.

**Table 2.1.** Principales variables atmosphériques GEM utilisées pour l’initialisation du modèle de neige Crocus et formules utilisées pour convertir les variables dans les dimensions souhaitées.

Initialisation Crocus	Niveau	Unité Crocus	Variables GEM utilisées	Formule de conversion
Précipitation liquide	Surface	$Kg.m^{-2}.s^{-1}$	Précipitations accumulées	<i>Phase de discrimination Pluie/neige = 1.5°C</i>
Précipitation solide	Surface	$Kg.m^{-2}.s^{-1}$	Précipitations accumulées	<i>Phase de discrimination Pluie/neige = 1.5°C</i>
Humidité spécifique	2 m	$Kg.kg^{-1}$	Dépression du point de rosée, pression de l’air à la surface et température de l’air	<i>Formule de Rogers and Yau, 1989</i>
Flux radiatif à longues longueurs d’onde descendant	Surface	$W.m^{-2}$	Flux radiatif à longues longueurs d’onde descendant accumulé	-
Flux radiatifs direct et diffus à courtes longueurs d’onde descendant	Surface	$W.m^{-2}$	Flux radiatif à courtes longueur d’onde descendant accumulé	<i>Diviser par deux le flux total GEM pour avoir le flux direct et diffus dans Crocus</i>
Pression de l’air à la surface	Surface	$Pa$	Pression de l’air à la surface	-
Vitesse du vent	10 m	$m.s^{-1}$	Vitesse du vent	-
Direction du vent	10 m	$deg$	Direction du vent	-
Couverture nuageuse	Surface	%	Couverture nuageuse	-
Température de l’air	2 m	<i>Kelvin</i>	Température de l’air	-

Toutefois, ces forçages atmosphériques sont réajustés par les mesures aux stations et leur qualité reste donc tributaire du nombre de stations météorologiques au sol. Le faible échantillonnage de station dans les régions reculées du Québec entraîne de fortes incertitudes dans l’extrapolation des forçages météorologiques, et donc dans les sorties du modèle de neige. La Figure 2.2 montre deux simulations de hauteurs de neige obtenues avec Crocus : 1) piloté directement par les observations météorologiques à la station, et 2) piloté par des forçages atmosphériques GEM. Ces simulations sont comparées aux mesures à la station. Le biais sur les hauteurs de neige simulées par Crocus est réduit de 36.4 % en utilisant les observations au sol plutôt que les forçages GEM comme intrants. Ici, le biais sur les simulations de Crocus initialisé par GEM est en partie dû à des événements météorologiques sous-estimés (fonte importante fin Novembre 2014 et forte chute de neige mi-novembre 2015). Si un événement est manqué en début de saison, Crocus garde en mémoire ce biais

tout le reste de l'hiver. Actuellement, aucun module dans Crocus ne permet de réajuster ce biais au cours de la saison. Cet impact est si important sur les simulations qu'il a été démontré que les forçages atmosphériques pouvaient être considérés comme les principales sources d'erreurs dans les simulations de modèles de neige (Raleigh *et al.*, 2015). Pour améliorer les simulations, les forçages doivent donc être réajustés en rajoutant de l'information spatiale et temporelle.



**Figure 2.2.** Évolution des hauteurs de neige sur deux hivers (de 2013 à 2015) pour une station située sur le bassin versant de La Grande. Les points rouges sont les observations de hauteurs de neige à la station, le trait noir représente la simulation du modèle de neige Crocus initialisé par les observations atmosphériques à la station (*‘in situ/Crocus’*). Le trait en pointillé gris représente la simulation de Crocus initialisé par les forçages atmosphériques GEM (*‘GEM/Crocus’*).

## 2.2 L'utilisation des observations satellitaires pour l'amélioration du SWE

Différents domaines de fréquences peuvent être exploités pour ajouter de l'information spatiale et temporelle à faible coût.

### 2.2.1 Le domaine de l'optique

Les images satellitaires dans le visible et l'infrarouge présentent un intérêt certain pour suivre l'étendue du couvert nival (Nolin and Dozier, 2000; Romanov *et al.*, 2000). Dans

ces intervalles de fréquences, les produits dérivés ont pour principal avantage de fournir des cartes de couvert de neige avec une bonne résolution spatiale, inférieure ou égale au kilomètre. Par exemple, les cartes de neige dérivées du radiomètre spectral MODIS (Hall *et al.*, 2002) renseignent sur le pourcentage de neige au sol avec une résolution allant jusqu'à 250 mètres. En contrepartie, les images sont sensibles aux conditions atmosphériques et à la présence de nuage, ce qui n'assure pas des acquisitions quotidiennes, ainsi qu'aux conditions d'ensoleillement, ce qui pose un réel problème dans les régions de hautes latitudes (peu d'heures d'ensoleillement durant l'hiver). Aussi, la faible longueur de pénétration du signal dans ces fréquences ne permet pas de dériver un SWE tout au long de l'hiver. Certaines méthodes ont été développées pour relier l'épaisseur de neige à la fraction de sol recouverte, mais ne sont exploitables qu'avec des manteaux neigeux inférieurs à 30 centimètres (Romanov et Tarpley, 2004). Ces épaisseurs de neige sont largement dépassées durant les hivers québécois, rendant cette méthode inappropriée pour l'étude actuelle.

## 2.2.2 Le domaine des micro-ondes

Contrairement aux méthodes utilisant des images optiques, les capteurs dans le domaine des micro-ondes ne dépendent pas des sources d'illumination ou des conditions météorologiques et offrent l'avantage d'une couverture globale par tout temps jours et nuits.

Plusieurs études se sont intéressées à l'utilisation du domaine des micro-ondes actives en bande C ou X (respectivement 5 et 10 GHz) pour estimer le SWE (Bernier *et al.*, 1999, Shi, 2006; Shi *et al.*, 2014). Le signal radar rétrodiffusé est sensible aux mêmes caractéristiques qu'en micro-onde passive (voir plus loin : taille des grains, densité, etc) et la résolution spatiale des capteurs radar est très avantageuse (de l'ordre du kilomètre). À 5 et 10 GHz, la profondeur de pénétration est grande pour les neiges sèches et très faible pour les neiges humides. Le potentiel pour cartographier la présence de neige humide a été démontré (Royer *et al.*, 2010) mais l'estimation du SWE pour des manteaux neigeux inférieurs à 60-70 cm reste un défi (Pettinato *et al.*, 2013). Les interactions entre le signal radar et le couvert de neige sont complexes à modéliser et il s'agit d'un domaine de recherche en plein développement (Tsang *et al.*, 2007 ; Li *et al.*, 2017). Cui *et al.* (2016) ont montré la possibilité

d'inverser un SWE à partir des données radar en calibrant le modèle de transfert radiatif 'bi-continuous-VRT' (Ding *et al.*, 2010), mais leur méthode reste tributaire des données locales de tailles de grains de neige et s'applique pour des cas de neige peu complexes (plat et sans végétation). Aucun produit de SWE dérivé des observations radar n'est actuellement disponible. Ces observations sont particulièrement sensibles aux conditions du sol (gelé/non gelé), à l'angle d'incidence et au relief, ainsi qu'à la végétation. Aussi, tout en fournissant des observations précises à l'échelle locale, les applications à l'échelle continentale nécessiteraient une meilleure couverture répétée des observations radar comparé aux systèmes existants (TerraSAR-X ou TanDEM-X) (Cui *et al.*, 2016), bien que le développement de nouvelles missions satellitaires va dans ce sens (WCOM, RadarSat Constellation, voir discussion Chap. 7).

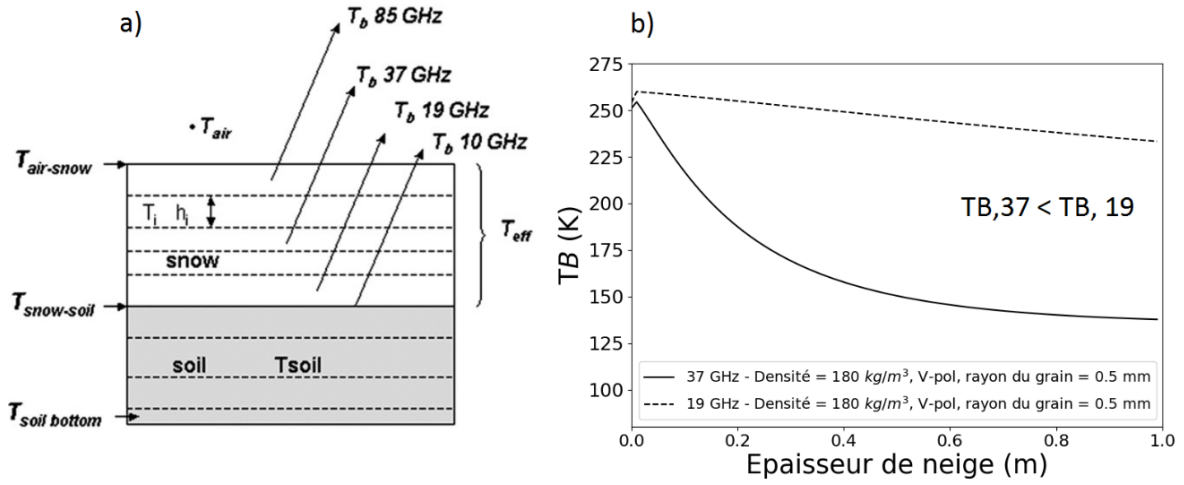
La plupart des études actuelles utilisant la télédétection spatiale pour améliorer le SWE favorisent les observations en micro-ondes passives (MOP) acquises entre 10 et 37 GHz (Chang *et al.*, 1991; De Sève *et al.*, 2000, 2007, 2012; Pulliainen & Hallikainen, 2001; Tedesco *et al.*, 2004; Derksen, 2008; Kelly, 2009; Brucker *et al.*, 2010; Vachon *et al.*, 2010; Kwon *et al.*, 2016, 2017). Avec les MOP, il est également possible de détecter la présence de neige humide (Mätzler *et al.*, 1994). Depuis la fin des années 1970, plusieurs radiomètres MOP ont été lancés sur différentes missions satellitaires (SMMR, SSM/I, AMSR-E, AMSR-2) fournissant un important jeu de données quotidiennes à l'échelle globale et utilisant des fréquences sensibles au volume de neige (entre 37 et 89 GHz) (Chang *et al.*, 1987). Dans cette étude, les observations d'AMSR-2 en niveau L3 ont été utilisées, soit les données biquotidiennes des  $T_{Bs}$  en 11, 19 et 37 GHz projetées sur une grille polar-stéréographique de 10 x 10 km<sup>2</sup>. Les spécifications techniques du capteur AMSR-2 sont décrites en Annexe 3 (Table A.3.1 et A.3.2).

Le signal mesuré en MOP dépend de la fréquence du capteur, de la température effective et de l'émissivité de la surface. Pour un manteau neigeux, la  $T_B$  peut être décrite selon [2.1],

$$T_{Bf} \approx \epsilon_f T_{snow} \quad [2.1],$$



où  $e_f$  est l'émissivité monochromatique et  $T_{snow}$  la température effective de la neige. Ce rayonnement est émis par le sol sous-jacent et le manteau neigeux puis se propage jusqu'à la surface avec une longueur de pénétration qui diminue quand la fréquence utilisée augmente. La Figure 2.2a décrit le diagramme des différentes  $T_B$  mesurées dans et sous le manteau neigeux selon la fréquence des radiomètres. Plus spécifiquement, lorsque la longueur d'onde est comparable à la taille des grains (8 mm pour un signal en 37 GHz et 1.5 cm en 19 GHz), le signal est atténué par les diffusions de volume causées par la discontinuité diélectrique entre les grains de neige et l'air (Bernier, 1987). Les  $T_B$ s à 37 GHz ( $T_{B,37}$ ) ont donc une profondeur de pénétration moins importantes qu'à 11 ou 19 GHz car le signal est sensible à la taille des grains des neiges, qui agissent comme des diffuseurs : plus les grains sont gros, ou plus la couverture nivale est épaisse, et plus les effets de diffusion de volume à l'intérieur du manteau neigeux sont importants (Figure 2.2b). L'atténuation plus ou moins forte du signal émis par le manteau neigeux fournit de l'information sur la composition de ce dernier (densité, épaisseur, température, etc.) (Amlien, 2008). À 19 GHz, les  $T_B$ s ( $T_{B,19}$ ) sont relativement peu affectées par les grains de neige (souvent inférieurs à 1.5 cm) et pénètrent plus profondément. Plusieurs algorithmes ont été développés pour dériver un SWE directement à partir des observations satellitaires MOP en utilisant la différence entre les  $T_{B,19}$  et les  $T_{B,37}$ , appelée  $\Delta T_{B,19-37,p}$  ( $\Delta T_{B,19-37,p} = T_{B,19,p} - T_{B,37,p}$ , avec p pour la polarisation), directement corrélée à l'épaisseur de la neige et au SWE (Chang *et al.*, 1982; Hallikainen *et al.*, 1986, 1989; Josberger *et al.*, 1998; De Sève *et al.*, 2000; Walker and Silis, 2002; Tedesco and Narvekar, 2010). Ces approches sont réalistes pour des cas de neiges peu complexe (terrain plat, couverts forestiers peu significatifs, neige sèche, faible variabilité stratigraphique), en considérant une taille de grain et une densité du manteau neigeux constantes. Ces hypothèses ne sont toutefois pas vérifiées dans la majorité des cas de neige saisonnière. Sur l'Est du Canada, le SWE dérivé directement des observations en MOP peut être sous-estimé de plus de 50 % en région de forêts boréales denses (Brown *et al.*, 2003).



**Figure 2.3.** (a) Diagramme des différentes  $T_B$  mesurées dans et sous le manteau neigeux selon la fréquence des radiomètres. Tiré de Kohn et Royer, 2010. (b) Variations des  $T_B$ , 37 comparées aux  $T_B$ , 19 en fonction de l'épaisseur de neige. Simulations faites avec le modèle de transfert radiatif DMRT-ML.

Les observations MOP sont limitées par une faible résolution spatiale, de 10 km x 10 km pour AMSR-2 et de 25 km x 25 km pour SSM/I par exemple. Ainsi, au sein d'un même pixel, les capteurs satellitaires mesurent plusieurs contributions en plus du signal MOP de la neige, comme la signature des lacs (Kang *et al.*, 2010), de la végétation, et celle des sols sous-jacent. Ces contributions peuvent avoir un impact important sur l'estimation de L'ÉEN (Kurvonen and Hallikainen, 1997; Cai *et al.*, 2017) (Section 2.3). La structure de la neige influence aussi la signature MOP de la neige, comme la taille des grains de neige (Hallikainen *et al.*, 1986), la présence de croûtes de glace (Montpetit *et al.*, 2013) ou encore le givre de profondeur (Derksen *et al.*, 2010). La présence de neige humide modifie également le  $\Delta T_B$  mesuré car les gouttelettes d'eau agissent comme des absorbeurs en 37 GHz (Walker and Goodison, 1993). S'ils sont mal pris en compte, tous ces facteurs peuvent générer des biais dans les SWE dérivés des observations satellitaires en MOP (Kelly *et al.*, 2003; Derksen *et al.*, 2002b, 2005). La sensibilité des  $T_B$ s est également limitée par l'épaisseur du manteau neigeux. Pour des manteaux neigeux fins, c'est à dire inférieurs à 5 cm ou bien avec un SWE inférieur à 10 mm (Foster *et al.*, 2005), la dispersion du signal émis en 37 GHz est trop faible pour estimer un SWE. Inversement, lorsque l'épaisseur de neige devient supérieure à la

profondeur de pénétration du signal émis en 37 GHz, les  $T_{B, 37}$  atteignent une limite de dite de ‘saturation’ et ne sont plus corrélées au SWE (Mätzler *et al.*, 1982; Mätzler, 1994; De Sève *et al.*, 2007). Pour le Québec cette limite a été évaluée autour de 150 mm (De Sève *et al.*, 1997, 2000). Ce seuil dépend évidemment du type de neige, et peut donc varier légèrement selon les régions (et varie même verticalement dans le manteau neigeux théoriquement).

Comparées aux autres domaines de fréquence, le domaine des MOP s’impose malgré tout comme étant le plus pertinent pour améliorer les estimations de SWE, là où les données *in situ* font défauts, étant donné les fréquences utilisées sur les capteurs embarqués sur ces satellites. Pour améliorer les estimations de SWE avec les observations MOP, mieux comprendre l’ensemble des contributions qui affectent le signal mesuré par les capteurs satellitaires ( $T_{B\ TOA}$ ) est primordial. Une technique consiste à recréer un simulateur d’observations, en couplant des modèles de transfert radiatifs pour simuler l’émission MOP de chaque contribution, et réajuster le SWE dans un système d’inversion ou d’assimilation des observations satellitaires (Brucker *et al.*, 2011; Kwon *et al.*, 2016, 2017).

## 2.3 Simulation de l’émission MOP mesurée par satellite

La modélisation et la calibration de chaque contribution MOP pour retrouver le  $T_{B\ TOA}$  composent la première étape nécessaire pour assurer la qualité des méthodes d’inversion ou d’assimilation des observations satellitaires. Dans cette section nous regardons plus en détails l’impact des différentes contributions et les approches utilisés pour les modéliser.

### 2.3.1 Simulations MOP au-dessus de l’atmosphère

En hiver, la  $T_B$  mesurée au-dessus de l’atmosphère au sein d’un même pixel peut être divisée en fonction de la fraction de forêt  $f_f$  selon [2.2],

$$T_{B\ TOA} = [f_f \cdot T_{B\ TOA\ foret} + (1 - f_f)T_{B\ TOA\ ouvert} + T_{Batm\uparrow}] \quad [2.2]$$

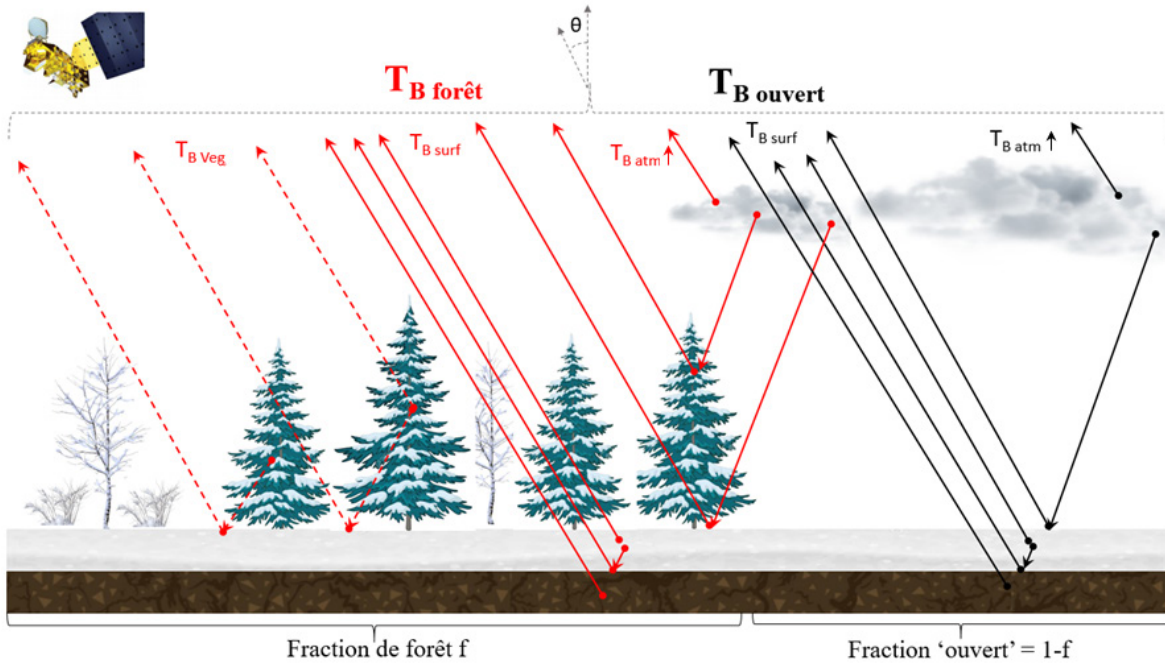
où  $T_{B, TOA\ forêt}$  est la  $T_B$  totale reçue par le capteur et influencée par la présence de forêt,  $T_{B, TOA\ ouvert}$  est la  $T_B$  totale reçue par le capteur sans influence de couvert forestier et  $T_{Batm\uparrow}$  est la  $T_B$  de l’atmosphère émise directement vers le capteur. La Figure 2.4 illustre ces contributions

au sein d'un même pixel. Chacune des composantes peut être décrite pour une fréquence  $f$  et une polarisation donnée avec les relations [2.3] et [2.4] (Roy *et al.*, 2012),

$$T_{B\ TOA\ forêt} = |T_{B\ Surf} \cdot \gamma + T_{B\ atm\downarrow-r-surf} \cdot \gamma^2 + T_{B\ veg} + T_{B\ veg-r} + T_{B\ atm\downarrow-r-veg}| \cdot \gamma_{atm} \quad [2.3]$$

$$T_{B\ TOA\ ouvert} = |T_{B\ Surf} + T_{B\ atm\downarrow-r-surf}| \cdot \gamma_{atm} \quad [2.4]$$

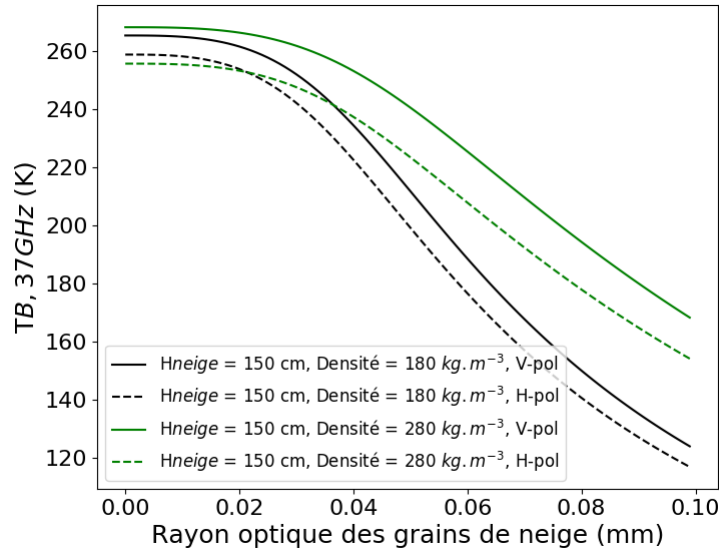
où  $T_{Bsurf}$  est la  $T_B$  provenant de la surface couverte de neige sous la végétation et du sol sous-jacent,  $T_{Bveg}$  est la  $T_B$  émise par la végétation,  $T_{Bveg-r}$  est la  $T_B$  émise par la végétation et réfléchiée par la surface couverte de neige,  $T_{Batm\downarrow-r-surf}$  et  $T_{Batm\downarrow-r-veg}$  sont les  $T_B$ s atmosphériques descendantes réfléchiées respectivement par la surface et la végétation et  $\gamma_{atm}$  est la transmittance de l'atmosphère. Pour simuler toutes ces  $T_B$ s, il est nécessaire d'inclure un modèle d'émission MOP de la neige, du sol, de la végétation et de l'atmosphère.



**Figure 2.4.** Illustration des contributions des  $T_B$ s mesurées par les radiomètres MOP du satellite AMSR-2 pour un pixel composé de feuillus et de conifères avec un couvert de neige. Les flèches rouges représentent les  $T_{B\ TOA}$  avec les contributions de la forêt ( $T_B$  forêt, détaillé dans l'équation [2.3]) et sont pondérées par la fraction de forêt  $f$  dans l'équation [2.2]. Les flèches noires représentent les  $T_{B\ TOA}$  sans contributions de forêts ( $T_B$  ouvert, détaillé dans l'équation [2.4]) et sont pondérées par le facteur  $f-1$ . Le terme  $T_{Batm \uparrow}$  n'est pas lié à la fraction de forêt (eq. [2.2])

### 2.3.2 Simulation de l'émission du manteau neigeux

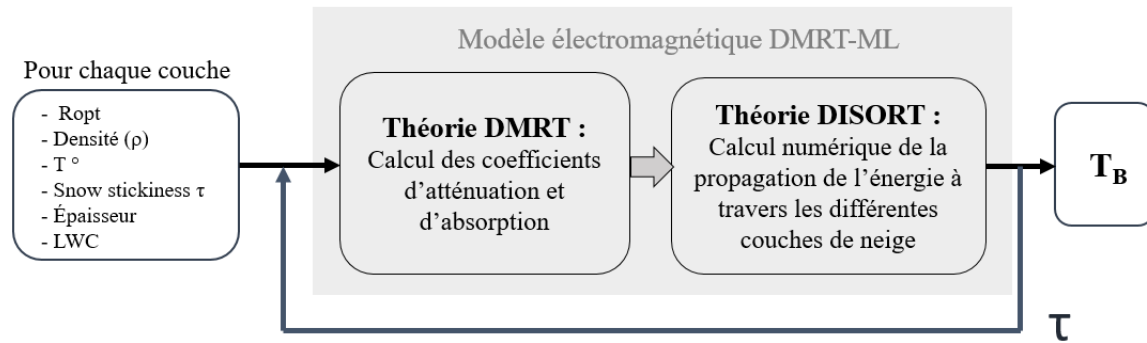
Pour simuler l'émission d'un manteau neigeux, la microstructure de la neige est le facteur le plus sensible puisque la taille et la forme des grains de neige permet de quantifier l'amplitude des dispersions (diffusion et atténuation) à l'intérieur du manteau neigeux (Roy *et al.*, 2013; Leppänen *et al.*, 2015; Sandells *et al.*, 2016). Dans la réalité, ces variables, qui dépendent du type de neige (neige sèche ou humide) et de son stade de métamorphisme, évoluent de manière complexe dans le temps et l'espace en fonction des conditions climatiques et des caractéristiques de surface. Dans le manteau neigeux, le gradient de température et la porosité provoque un flux de vapeur d'eau à l'origine du métamorphisme de la neige, qui a pour conséquence de grossir les cristaux de neige durant l'hiver (Colbeck, 1982a, 1982b) et donc de réduire leur nombre (Sturm and Benson, 1997). En général, ce métamorphisme produit un réarrangement des grains de neige, résultant dans la plupart des cas à une densification des couches, bien que du givre de profondeur soit observé dans les zones de taïga et de toundra. La Figure 2.5 illustre la variation des  $T_{B,37}$  en fonction de la taille des grains de neige, représentée par le rayon optique ( $R_{opt}$ ). Les gros grains de neige réduisent l'émissivité effective mesurée du manteau neigeux en augmentant les effets de dispersion, entraînant une surestimation des SWE dérivés (Foster *et al.*, 2005). Une bonne représentation du profil vertical de la taille des grains de neige est donc primordiale pour simuler adéquatement l'émission MOP du manteau neigeux.



**Figure 2.5.** Simulations DMRT-ML des  $T_{B,37}$  en polarisation verticale (traits pleins) et en polarisation horizontale (traits en pointillés) en fonction du rayon optique des grains de neige, initialisées avec un manteau neigeux de 150 cm et une densité de  $180 \text{ kg.m}^{-3}$  (lignes vertes) ou une densité de  $280 \text{ kg.m}^{-3}$  (lignes noires)

Pour des modèles multicouches, les modèles de transfert radiatif de la neige calculent les coefficients d'émission, d'absorption et de diffusion de la neige à la fréquence désirée en fonction des propriétés internes de chaque couche du manteau neigeux (constante diélectrique, densité, taille de grains, épaisseur, température), puis propagent l'énergie entre les couches de neige de manière itérative, en les considérant horizontalement homogènes (avec par exemple la méthode Discrete Ordinate Method DISORT, Jin, 1994). Plusieurs modèles de transfert radiatif adaptés à la neige sont couramment utilisés dans la littérature, selon qu'ils soient de type semi-empiriques (the Helsinki University of Technology n-Layers model, HUT n-layers, Pulliainen *et al.*, 1999; MEMLS, Mätzler and Wiesmann, 1999) ou théoriques (Dense Media Radiative Transfer (DMRT), Tsang *et al.*, 2000a). Une comparaison de ces trois modèles, faite par Royer *et al.* (2017), a montré des performances similaires pour des simulations de  $T_B$ s comparées à des mesures radiométriques au sol sur l'Est du Canada, si les variables de microstructure sont préalablement calibrées dans les modèles. La principale différence entre ces trois types de modèles repose sur la métrique décrivant la microstructure de la neige. Dans DMRT-ML, cette métrique est représentée avec le rayon des grains de

neige  $R_{opt}$  (considérés sphériques), la densité et un facteur de cohésion des grains. Elle est représentée avec la longueur de corrélation et la densité dans MEMLS, et avec un paramètre de taille observée et la densité dans HUT n-Layers. Un module pour considérer l'émissivité du sol sous-jacent au manteau neigeux a récemment été implémenté dans DMRT-ML (Roy *et al.*, 2013, 2016). Cette étude se concentre sur le modèle de transfert radiatif DMRT-ML, qui permet de considérer un plus grand nombre de flux lors de la résolution du transfert radiatif (jusqu'à 64 flux considérés, Picard *et al.*, 2013). La Figure 2.6 représente le fonctionnement du modèle DMRT-ML ainsi que ses variables d'initialisation.



**Figure 2.6.** Schéma descriptif du modèle de transfert radiatif DMRT-ML.  $\tau$  décrit la cohésion des grains de neige (*snow stickiness*) et doit être calibré avec des mesures in situ.

Dans DMRT-ML, chaque grain de neige est simplifié comme étant une sphère de glace agissant comme diffuseur ou émetteur du rayonnement, avec des cohésions variables entre eux (Picard *et al.*, 2013). La constante diélectrique effective de la neige est calculée suivant l'approximation quasi-cristalline de premier ordre (QCA-CP) (Tsang *et al.*, 2000b) et l'approximation de Percus-Yevick. L'approximation QCA-CP est applicable pour des particules inférieures à la longueur d'onde utilisée. La taille et la forme des grains de neige est une variable difficile à représenter et les simplifications faites dans DMRT-ML ne permettent pas de traduire l'ensemble des mécanismes physiques qui décrivent la réalité d'un manteau neigeux. Dans la réalité, les grains de neige vont plus ou moins se regrouper en fonction des processus de métamorphisme pour former des agrégats, augmentant la taille effective des grains de neige. Ce processus n'est pas pris en compte dans les modèles de

neige. Pour corriger cet effet, une technique consiste à calibrer des paramètres effectifs pour corriger la représentation de la microstructure de la neige dans les modèles de transfert radiatif en fonction du type de neige (Mätzler, 1994, Mätzler *et al.*, 2006; Löwe and Picard, 2015; Royer *et al.*, 2017). Certaines méthodes contournent ce problème en intégrant ces paramètres comme des variables libres à ajuster dans des processus d'inversion, d'assimilation et/ou d'optimisation (Vachon *et al.*, 2010; Kwon *et al.*, 2017). DMRT-ML introduit le concept de cohésion des grains de neige (*snow stickiness*, notée  $\tau$ ) comme paramètre à calibrer, permettant de prendre en compte les potentiels regroupements. Cette notion a pour avantage de corriger la représentation de la microstructure de la neige avec une notion physiquement plus réaliste que les méthodes qui corrigent directement la taille des grains (Löwe and Picard, 2015).

Le signal MOP est également sensible à la présence de glace dans le manteau neigeux, qui apparaît suite aux redoux des températures de l'air. Les  $T_{Bs}$  en polarisations horizontales sont plus atténuées par la présence de croûtes de glace comparativement aux  $T_{Bs}$  en polarisations verticales car le coefficient de réflectivité augmente (Montpetit *et al.*, 2013). La détection des croûtes de glace avec les observations MOP devient donc possible avec l'utilisation du rapport de polarisation ( $PR = T_{B,V} / T_{B,H}$ ) (Rees *et al.*, 2010; Lemmetyinen *et al.*, 2010, Roy *et al.*, 2016).

### 2.3.3 Simulation de l'émission de la végétation :

La présence de végétation est une source importante d'incertitudes dans les simulations des  $T_{B\ TOA}$  en région boréale. L'émission des arbres se superpose au signal émis par le manteau neigeux sous-jacent et augmente la  $T_B$  mesurée au niveau du satellite (Hallikainen *et al.*, 1984; Chang *et al.*, 1991, 1996, De Sève *et al.*, 1997; Brown *et al.*, 2003). Décomposer les deux signaux est une opération complexe et la contribution de la végétation conduit la plupart du temps à de fortes sous-estimations du SWE dérivé directement des observations MOP (Brown *et al.*, 2003). Cette contribution ne dépend pas seulement de la fraction d'arbre au sein du pixel d'intérêt puisque chaque espèce d'arbre émet un signal MOP différent en fonction de sa biomasse (contenu en eau liquide), son volume et sa structure



(tige, feuille, tronc) (Franklin, 1986). La présence des arbres modifie aussi l'accumulation de la neige au sol, en fonction des effets d'interception, d'ombre et de sublimation (Dutra *et al.*, 2011a; Ellis *et al.*, 2010; Wang *et al.*, 2009), et augmente la variabilité spatiale du manteau neigeux au sein d'un même pixel.

Plusieurs modèles complexes ont été développés pour simuler l'émission de la végétation (Ferrazzoli and Guerriero, 1996; Kurum *et al.*, 2011) mais ces approches nécessitent des informations précises sur la végétation qui ne sont pas accessibles à la résolution des capteurs satellitaires en MOP (25 km x 25 km ou 10 km x 10 km). Pour cette raison, des modèles simplifiés sont généralement utilisés. La contribution de la végétation peut être estimée par le modèle de transfert radiatif de la végétation  $\omega$ - $\tau_{opt}$  (Mo *et al.*, 1982; Ulaby *et al.*, 1986; Wigneron *et al.*, 2004), où  $\tau_{opt}$  est l'épaisseur optique de la végétation et  $\omega$  représente la diffusion effective de la forêt. Ce modèle a été particulièrement utilisé pour les études en bande L (1.4 GHz), et plus récemment pour les hautes fréquences en forêt boréale (Roy *et al.*, 2012, 2013). Étant donnée l'angle de vue à 55° des capteurs d'AMSR-2, l'épaisseur optique  $\tau_{opt}$  de la végétation est fonction de la transmissivité  $\gamma$  de la canopée tel que  $\gamma = e^{-\tau_{opt}/\cos\theta}$ . La  $T_B$  de la forêt ( $T_{Bveg}$ ) peut s'écrire selon [2.5],

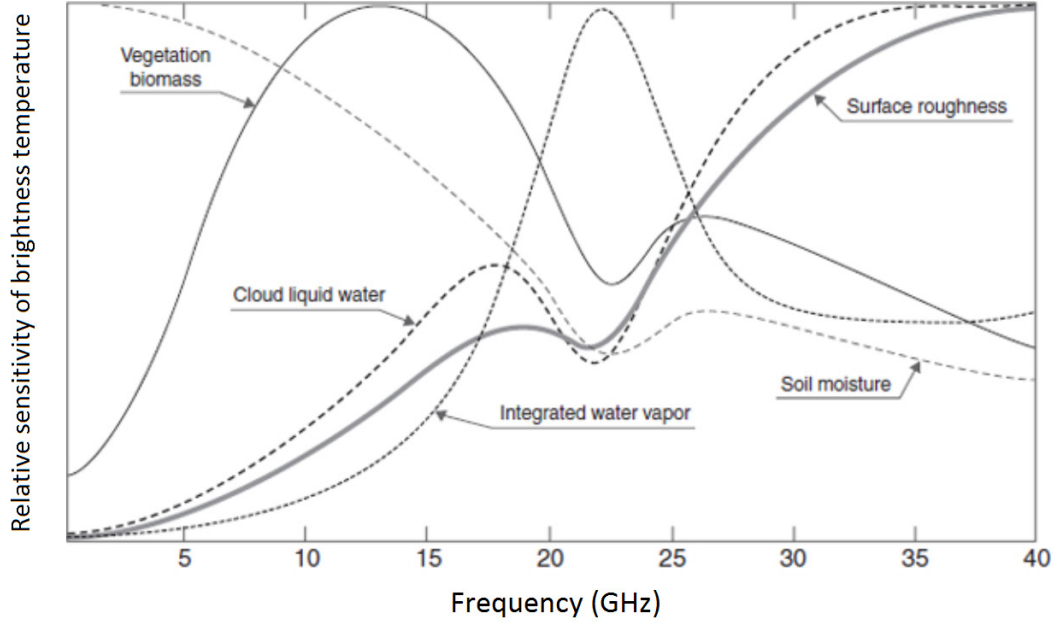
$$T_{Bveg} = (1 - \omega)(1 - \gamma)T_{veg} \quad [2.5]$$

avec  $T_{veg}$  la température de la végétation qui est généralement considérée comme égale à la température de l'air à 2 mètres pour la forêt.  $\omega$  influence l'émissivité de la végétation et une augmentation des paramètres  $\omega$  et  $\gamma$  entraîne une contribution de la neige plus importante. Ces paramètres peuvent être ajustés en fonction des cartes d'indice foliaire (LAI) produites par les données MODIS (Pellarin *et al.*, 2006; Roy *et al.*, 2014) afin de permettre une spatialisation de la calibration. Cette approche a été utilisée dans cette étude (Chapitre 5).

### 2.3.4 Simulation de l'émission du sol

L'émission du sol joue un rôle en fonction de sa composition, sa rugosité et son humidité. La Figure 2.7 illustre la sensibilité des  $T_B$ s en fonction de la fréquence micro-onde pour différents paramètres géophysiques. La rugosité du sol est plus sensible en haute fréquence (à 37 GHz), où elle augmente notamment les diffusions à l'interface sol-neige et

tend à augmenter l'émissivité du sol (Schmugge, 1985). En basse fréquences (10 GHz), l'augmentation d'humidité du sol (et de la température du sol) conduit à une diminution de l'émissivité de surface (Toll *et al.*, 1999, Zhang *et al.*, 2001).



**Figure 2.7.** Sensibilité du signal MOP pour des fréquences de 3 à 40 GHz en fonction de paramètres géophysiques (tiré du livre *the Handbook of Frequency Allocations and Spectrum Protection for Scientific Uses: Second Edition*)

Les modèles de Wegmüller and Mätzler (1999, WM99) ou de Wang (1983) sont couramment utilisés pour calculer la réflectivité de surface pour un sol rugueux ( $r_{surf,p}$  pour une polarisation  $p$ ). L'émissivité du sol en est déduite ( $e_{surf,p}$  pour une polarisation  $p$ ) grâce à la loi de Kirchoff à l'équilibre thermodynamique, avec les relations [2.6] et [2.7],

$$r_{surf,H} = 1 - e_{surf,H} = \Gamma_{Fresnel,H} \cdot \exp(-\sigma_s \cdot k^{\sqrt{0.1 \cdot \cos\theta}}) \quad [2.6]$$

$$r_{surf,V} = 1 - e_{surf,V} = r_H \cdot \cos\theta^\beta \quad [2.7]$$

avec  $k$  le nombre d'onde,  $r_{surf,p}$  dépend principalement du coefficient empirique de rugosité du sol  $\sigma_s$  et des coefficients de Fresnel ( $\Gamma_{Fresnel,H}$ ) estimés à partir de la constante diélectrique du sol (permittivité) issue de relations empiriques (Dobson *et al.*, 1985; Pulliainen *et al.*,

1999; Mironov *et al.*, 2010) en fonction de l'humidité, de la température et de la composition du sol. Le paramètre  $\beta$  décrit la polarisation du signal et dépend de la fréquence utilisée. En hiver, le sol sous-jacent au manteau neigeux est généralement gelé et son émission dépend de facteurs empiriques (rugosité du sol, coefficients de polarisation) qui doivent être correctement calibrés en fonction des caractéristiques du site (composantes organiques du sol, humidité et température du sol) (Montpetit *et al.*, 2017).

### 2.3.5 Composantes atmosphériques

Pour étudier la neige dans le domaine des MOP, les fenêtres de fréquences peu sensibles à l'atmosphère sont généralement utilisées. Comme l'illustre la Figure 2.7, les fréquences entre 20 et 25 GHz sont particulièrement sensibles à la vapeur précipitante de l'atmosphère et sont donc à éviter. À 11, 19 et 37 GHz, des corrections atmosphériques peuvent être appliquées pour estimer les composantes atmosphériques ( $T_{B\ atm-\downarrow}$ ,  $T_{B\ atm-\uparrow}$ ,  $\gamma_{atm}$ ) en fonction de la vapeur précipitante. Ces corrections sont réalisées grâce aux équations élaborées par Roy *et al.* (2012) sur la base du model Millimeter-wave-propagation Model (MPM, Liebe, 1989), lequel est implémenté dans le modèle de transfert radiatif HUT.

## 2.4 Assimilation ou inversion des MOP pour améliorer les estimations de SWE

Le développement de méthodes d'assimilation ou d'inversion des observations satellitaires en MOP pour améliorer les estimations de SWE est en plein développement (Pulliainen *et al.*, 2006; Durand *et al.*, 2009; Vachon *et al.*, 2010; Touré *et al.*, 2011; DeChant and Moradkhani, 2011; De Lannoy *et al.*, 2012; Che *et al.*, 2014; Kwon *et al.*, 2016, 2017). Nous revenons dans cette section sur les méthodes existantes et les outils que nous avons utilisés et développés dans le cadre de ce projet de recherche.

### 2.4.1 Importance de l'assimilation du SWE dans les modèles hydrologiques

Certains gestionnaires de la ressource en eau commencent à utiliser des ensembles de prévisions de débits dans leurs modèles hydrologiques pour planifier les opérations sur les

barrages-réservoirs (Bergeron *et al.*, 2016). Plusieurs études ont montré l'intérêt des méthodes d'assimilation d'ensemble de données dans des modèles hydrologiques et leurs applications deviennent de plus en plus courantes (Xie and Zhang, 2010; Sun *et al.*, 2010; Xie *et al.*, 2014; Samuel *et al.*, 2014; Trudel *et al.*, 2014). Actuellement, les modèles hydrologiques d'Hydro-Québec sont principalement corrigés en fonction du SWE mesuré localement au cours de la saison lorsque l'observation est disponible (avec les relevés mensuels ou bi-mensuels, jusqu'au 1<sup>er</sup> Mars au plus tard). Cette information manque en fin de saison, alors que l'assimilation du SWE dans les modèles de prévisions hydrologiques durant la période de fonte des neiges a plus d'impact que l'assimilation des débits (si on considère un horizon de prévision supérieur à une semaine, Bergeron *et al.*, 2016). Notons que l'assimilation du SWE au 1<sup>er</sup> Mars a également pour objectif de réajuster la masse totale en réserve énergétique au maximum d'accumulation afin de prévoir les ventes et les achats de l'entreprise HQ.

#### 2.4.2 Inversion du SWE avec le produit GlobSnow2

Le produit SWE GlobSnow-2 (SWE<sub>GS</sub>) est actuellement considéré comme une des approches les plus performantes pour estimer des SWE inférieurs à 150 mm à l'échelle globale. La technique développée, initialement proposée par Pulliainen (2006), consiste à réajuster un SWE en inversant les  $T_B$ s observées et celles simulées avec le modèle de transfert radiatif HUT initialisé par les mesures de hauteurs de neige *in situ* extrapolées. L'algorithme GlobSnow2 fait une inversion du  $\Delta T_B$  ( $= T_{B,19} - T_{B,37}$ ) en minimisant une fonction de coût localement (en réajustant la SSA), puis globalement (en réajustant le SWE). Développé par le Finnish Meteorological Institute (FMI, Finlande) et financé par l'Agence Spatiale Européenne (ESA) en 2013, GlobSnow-2 fournit des cartes journalières de SWE et de couvert de neige sur tout l'hémisphère Nord, projetées sur une grille EASE-Grid avec une résolution spatiale de 25 km x 25 km (Takala *et al.*, 2011). Ce produit présente un intérêt certain pour caractériser la variabilité du SWE sur un bassin versant, et donc pour améliorer les modèles hydrologiques d'Hydro-Québec. Bien que le SWE<sub>GS</sub> ait été validé globalement sur le Canada, ce produit n'a jamais été utilisé dans une application hydrologique opérationnelle au Québec. Le Chapitre 3 s'attarde sur une analyse de sensibilité approfondie

de ce produit pour l'Est du Canada avec un important jeu de données à travers un gradient éco-latitudinal depuis 1979 à 2009. Cette étude a notamment pour objectif de mieux comprendre les informations que nous pouvons espérer obtenir avec l'assimilation des MOP, ainsi que ses limites.

#### 2.4.3 Concept général de l'assimilation de données

L'assimilation de données se base sur une méthode 'prédicteur/correcteur' : un état *a priori* (prévision  $x^f$ ) est d'abord prédit par le modèle, puis le système corrige cette ébauche dès qu'une observation est disponible pour estimer au mieux l'état réel du modèle (état *a posteriori*, ou analyse :  $x^a$ ). Pour le pas de temps suivant, les états sont prédits à partir de ce nouvel état d'analyse, jusqu'à ce qu'une nouvelle observation soit disponible, et ainsi de suite. Pour estimer l'analyse, il faut connaître l'erreur d'observation (erreur instrumentale connue), et l'erreur de prévision du modèle. Cette dernière est estimée à partir d'une méthode d'ensemble : en perturbant de manière cohérente les variables sensibles du système, la dispersion de l'ensemble des simulations obtenues décrit l'erreur de prévision du modèle. Pour corriger l'ébauche avec l'assimilation d'ensembles de données (AD), deux grandes approches de filtrage généralement sont possibles : le Filtre Particulaire (PF) et le Filtre de Kalman d'Ensemble (EnKF).

#### 2.4.4 Choix de la méthode d'assimilation

Depuis 30 ans, les modèles d'AD ont largement été utilisés dans la littérature et Arulampalam *et al.* (2002) décrivent de manière exhaustive les algorithmes, les avantages et les inconvénients des deux méthodes d'assimilation pour des modèles non-linéaires et non-gaussiens.

Le filtre particulaire utilise une loi de distribution probabiliste pour décrire la trajectoire de l'ensemble des particules créées. Chaque particule est ensuite pondérée de manière itérative en fonction de l'écart entre l'observation et la simulation. Il est facilement implantable et particulièrement adapté aux systèmes non-linéaires de grandes dimensions mais nécessite un temps de calcul important.

L'EnKF corrige la trajectoire des particules à partir de l'état *a priori* (propagation puis correction). Cette correction est effectuée en supposant une distribution gaussienne des états prédits. Ce filtre offre l'avantage d'un faible temps de calcul mais son hypothèse est rarement vérifiée pour des systèmes non-linéaires et le processus d'assimilation ne sera pas optimal si la distribution des particules n'est pas gaussienne.

Dans ce projet, nous avons décidé d'utiliser un filtre particulaire (FP) par rééchantillonnage d'importance (SIR) (Van Leeuwen 2009, 2014; Charrois *et al.*, 2016). Une des hypothèses principales de l'EnKF est de supposer un système linéaire ou faiblement non-linéaire, alors que la physique de la chaîne de modèle développée dans ce projet est fortement non-linéaire. En effet, le lien entre le SWE et les  $T_{Bs}$  représente un système fortement non-linéaire. Ce constat a été démontré dans plusieurs études (Mätzler, 1994; Derksen *et al.*, 2010) : pour des SWE supérieurs à 150 mm, le système peut avoir plusieurs solutions. De plus, le FP met à jour des poids attribués aux particules simulées à chaque fois qu'une observation est disponible, alors que l'EnKF met à jour les particules en utilisant un état moyenné, ce qui complexifie le problème lorsque le nombre de couche simulé par Crocus varie d'un échantillon à l'autre (variable dynamique). Pourtant, la plupart des approches développées pour corriger un SWE par assimilation des  $T_{Bs}$  utilisent un EnKF, en raison du temps de calcul trop important du filtre particulaire (Durand *et al.*, 2009; De Lannoy *et al.*, 2012; Che *et al.*, 2014; Kwon *et al.*, 2016, 2017). Une approche a donc ici été développée pour réduire ce temps de calcul en utilisant une technique d'inflation de la matrice de covariance d'erreur des observations  $R$  (voir Chapitre 5).

La qualité du système d'assimilation dépend fortement de l'erreur d'observation, qui est connue et dépend des instruments de mesures, et de l'erreur de prévision du modèle, qui est ici estimée à partir de la méthode d'ensemble. D'autres paramètres clés permettent d'affiner la méthode d'assimilation d'ensemble de données : le nombre de variables (observations) assimilées, le nombre de variables d'état à réajuster et la taille de l'ensemble utilisé. Le principal inconvénient du filtre particulaire repose sur l'important temps de calcul nécessaire à son exécution. Chacune de ces composantes a fait l'objet d'une étude de

sensibilité pour trouver la combinaison optimale avec un temps de calcul raisonnable. Les expériences sont discutées dans le Chapitre 4 (Section 4.6).

#### 2.4.5 Originalité de la méthode d'assimilation proposée

Pour l'étude de la neige, les premières études utilisant l'AD utilisées les produits de SWE dérivés des observations MOP comme observations pour réajuster directement les sorties des modèles de neige (Andreadis and Lettenmaier, 2006; Dong *et al.*, 2007). Etant donné les incertitudes de ces produits de SWE (voir Section 2.3), cette technique, bien que très utile pour étudier les tendances globales, ne permet pas d'avoir une précision optimale. Durand *et al.* (2008, 2009) sont les premiers à avoir assimilé les observations MOP au sol (en 19 et 36 GHz) dans un modèle de surface (dont un modèle de neige à trois couches) couplé à un modèle de transfert radiatif pour corriger les hauteurs de neige simulées (méthode utilisée depuis longtemps pour améliorer les modèles de prévisions du temps mais pas pour l'étude de la neige). Ils ont utilisé un EnKF avec un nombre d'échantillons suffisamment important pour assurer une distribution gaussienne, et ont réajusté la SSA et les précipitations. Ces expériences ont été validées à l'échelle locale, avec une réduction significative du biais sur les hauteurs de neige (de 53 cm à 7.3 cm). Kwon *et al.* (2016, 2017) ont appliqué la même méthode, mais à l'échelle spatiale en utilisant le modèle de surface CLM4 (modèle de neige à 5 couches) couplé à DMRT-ML, et les observations satellitaires d'AMSR-E. Ils obtiennent une amélioration globale de 1.6% de la hauteur de neige simulée sur tout l'hémisphère Nord, sans avoir d'améliorations significatives en zone de forêts denses. Ces dernières études ont montré qu'un modèle de neige à 5 couches était plus efficace qu'un modèle de neige à 3 couches. Andreadis and Lettenmier (2006) avait déjà démontré qu'une bonne stratification du manteau neigeux était primordiale, en particulier pour simuler correctement l'émission MOP du manteau neigeux.

L'originalité de ce projet de recherche est donc de proposer, pour la première fois, l'assimilation des observations MOP satellitaires dans une chaîne de modèles utilisant un modèle de neige multi-couche (Crocus, 15 couches de neige simulées ici) afin d'améliorer les simulations d'émission MOP, et par conséquent la qualité de l'assimilation des

observations AMSR-2. Si les méthodes précédentes pouvaient utiliser l'EnKF pour réajuster des modèles de neige 'simples', sans évolution dynamique du nombre de couche, nous nous sommes adaptés à cette problématique en utilisant un filtre particulaire. De plus, les études précédentes analysées les résultats sur les hauteurs de neige, et pas directement sur le SWE, comme ce que nous proposons.

Un des problèmes majeurs dans l'utilisation des  $T_{Bs}$  pour l'amélioration du SWE se pose pour des conditions de neiges épaisses. A partir d'environ 150 mm de SWE, les  $T_{Bs}$  en 37 GHz atteignent un seuil de saturation à partir duquel elles ne peuvent pas être plus atténuées qu'elles ne le sont déjà dans le manteau neigeux. Les  $T_{B, 37}$  mesurées restent constantes alors que le SWE continue d'augmenter jusqu'à la fin de la saison. Pour des manteaux neigeux épais, contraindre les SWE avec les  $T_{Bs}$  en 37 GHz et 19 GHz entraîne donc une sous-estimation du SWE. Ce point est particulièrement discuté dans le Chap. 3, puisqu'il s'agit d'une limitation majeure du produit GlobSnow2. En moyenne au Québec, les manteaux neigeux dépassent 150 mm de SWE autour du 20 Février (d'après les mesures quotidiennes des 12 capteurs GMON sur 4 hivers, décrits dans le Chap. 4), alors que le  $SWE_{max}$  est mesuré début Mars. Pour pallier à ce problème et corriger le SWE simulé jusqu'à la période d'accumulation maximale, l'idée a été d'utiliser les  $T_{Bs}$  en 11 GHz afin de rajouter de l'information dans le processus d'assimilation en fin de saison, puisque les  $T_{B, 11}$  pénètrent plus profondément dans le manteau neigeux. L'utilisation de cette fréquence est en fait utile tout au long de la saison puisqu'elle permet de corriger la modélisation du sol sous-jacent (en particulier les périodes de gel/dégel). Une bonne représentation du sol est primordiale pour simuler correctement l'évolution du gradient de chaleur dans le manteau neigeux simulé, ainsi que l'émission MOP de surface (sol + manteau neigeux) avec DMRT-ML.

#### 2.4.6 Le filtre particulaire par échantillonnage d'importance

La méthode et la configuration du filtre particulaire par échantillonnage d'importance sont expliquées en détail dans les Chapitres 4 et 5. Le concept est donc brièvement introduit ici.

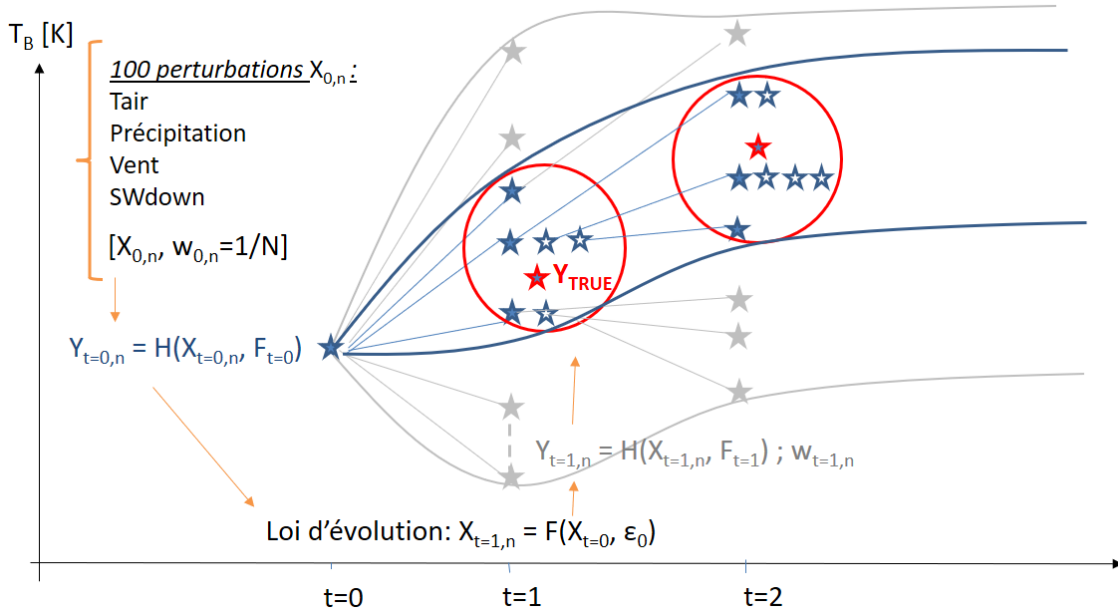


Le filtre particulaire utilise une méthode de Monte-Carlo, qui calcule une valeur numérique approchée à partir d'échantillons aléatoires et de techniques probabilistes (Doucet *et al.*, 2001). De manière générale, un ensemble de variables d'état  $X_i$  ( $i=1, \dots, N$ , avec  $N$  la taille de l'ensemble) est propagé à partir de perturbations à chaque temps  $t$  et le défi est de trouver les variables d'état  $X_i$  les plus probables permettant de simuler des sorties  $Y_i$  proches de l'observation.

Chaque particule  $X_{i,t}$  est initialement décrite par sa fonction de densité de probabilité (*probability density function, pdf*), qui traduit la distribution des particules dès qu'une observation est disponible. Cette distribution est mise à jour de manière itérative en pondérant chaque particule en fonction de la distance de la simulation  $Y_{i,t}$  à l'observation. Ces poids dépendent également de l'erreur sur la mesure décrite par la matrice de covariance d'erreur  $R$  (Dechant and Moradkhani, 2011). Pour des modèles de grandes dimensions, le principal inconvénient du FP est le problème de dégénérescence des particules, lorsque toutes les particules convergent vers une unique trajectoire car les autres poids deviennent négligeables (Doucet, 1998). Ce problème peut être évité en rééchantillonnant l'ensemble des particules autour de la zone d'intérêt (proche de l'observation) à chaque temps  $t$  avec un algorithme nommé Sample Importance Resampling (SIR), afin de redynamiser l'ensemble simulé dès qu'une dégénérescence est observée (Gordon *et al.*, 1993). Dans cette étape, les particules de poids faibles sont négligées et recentrées autour des particules de poids forts. La Figure 2.8 illustre les principales étapes du FP-SIR qui sont 1) Propagation des particules  $X_{t+1,i}$  grâce à une loi d'évolution à partir des particules  $X_{t,i}$  précédemment mises à jour et simulation des observations  $Y_{t+1,i}$ , 2) Mise à jours des poids attribués à chaque particule  $X_{t+1,i}$  par rapport à la distance de  $Y_{t+1,i}$  à l'observation au temps  $t+1$ ; 3) Rééchantillonnage des particules autour des poids les plus forts et propagation de l'ensemble au temps  $t+2$  à partir de cette zone d'intérêt. L'algorithme du SIR utilisé dans ce projet de recherche est décrit en détail dans Charrois *et al.* (2016).

Pour que le FP-SIR fonctionne, un grand nombre de particules est nécessaire pour éviter de sélectionner toujours les mêmes particules et perdre la diversité de l'ensemble, ce qui demande d'importants temps de calculs. Pour réduire la taille de l'ensemble et optimiser

le temps de calcul, tout en assurant d'éviter les problèmes de dégénérescence, une technique d'inflation de la matrice de covariance d'erreur d'observation (matrice R) a été développée et est décrite dans le Chapitre 5.



**Figure 2.8.** Schéma descriptif du filtre particulaire par échantillonnage d'importance.  $X_{t,n}$  décrit la particule au temps  $t$ ,  $n=0 \dots N$  avec  $N$  la taille de l'ensemble simulé.  $X_{t,n}$  est composé des facteurs de perturbations à appliquer aux forçages météorologiques et est propagé selon la loi d'évolution  $F$ .  $Y_{t,n}$  est l'ensemble de sorties simulées avec  $X_{t,n}$  et les forçages météorologique  $F_t$  au temps  $t$  à partir du modèle d'observation  $H$  (Crocus/DMRT-ML dans notre étude).  $w_{t,n}$  représente le poids attribué à la particules  $X_{t,n}$ .

En règle générale ces méthodes d'assimilation sont d'abord évaluées sur des données synthétiques (expérience dites 'jumelles') avant d'assimiler les observations réelles, afin d'établir la faisabilité d'une telle approche et de quantifier l'information apportée par les observations en MOP sur l'estimation du SWE dans un environnement contrôlé (Durand *et al.*, 2009; De Lannoy *et al.*, 2010; Charrois *et al.*, 2016). Cette première étape permet également de trouver la meilleure configuration possible au système d'assimilation (fréquences à assimiler, taille de l'ensemble, etc.). L'assimilation des observations satellitaires réelles est un défi en perpétuelle évolution. De fortes incertitudes existent encore dans les modèles d'assimilation, comme par exemple celles résultant des problèmes liés aux

observations, qui dépendent des problèmes d'échelles spatiales et temporelles, de la technique d'assimilation et des problèmes d'erreurs de mesures et de modèles.

# CHAPITRE 3. ÉVALUATION DU PRODUIT SWE GLOBSNOW-2 SUR L'EST DU CANADA

## 3.1 Présentation de l'article

Basée sur un algorithme d'assimilation des observations satellitaires MOP et des données *in situ* de hauteurs de neige, le produit SWE<sub>GS</sub> apparaît comme l'une des plus pertinentes pour traduire la variabilité spatiale et temporelle du couvert neigeux (Takala *et al.*, 2011). Le but de cet article est d'évaluer si ce produit est suffisamment précis pour être utilisé dans des applications hydrologiques sur l'Est du Canada (erreur < 15 %, Luoju *et al.*, 2014), et de l'analyser sur un gradient climatique éco-latitudinal avec une base de données unique. Sur une période de 30 ans (1980 à 2009), les valeurs de SWE<sub>GS</sub> sont comparées aux mesures *in situ* ('SWE<sub>in situ</sub>', total de 38990 observations) en fonction de la couverture forestière et des conditions de neige humides et profondes. La base de données initiale a été traitée en deux étapes principales : 1) un seuil à 150 mm a été appliqué sur les SWE<sub>in-situ</sub> afin de minimiser les biais causés par un couvert neigeux trop profond, qui entraîne une saturation des  $T_{B,37}$  mesurées par satellite et qui est la première source d'erreur des algorithmes utilisant les MOP (Mätzler, 1994; Luoju *et al.*, 2010); 2) seuls les SWE<sub>in-situ</sub> mesurés de Décembre à Mars sont étudiés afin de réduire le biais causé par des conditions de neige peu profondes et humides. Il s'agit de la première étude détaillée du produit GlobSnow2 sur l'Est du Canada.

Pour évaluer le gain de précision qu'apporte l'algorithme d'assimilation des MOP utilisé dans GlobSnow2, le SWE<sub>GS</sub> a été comparé au SWE directement dérivé des mesures MOP prises par les capteurs d'AMSR-E (SWE<sub>AMSR-E</sub>). Les tendances interannuelles de l'évolution du SWE<sub>GS</sub> à l'échelle continentale ont également été analysées pour évaluer l'intérêt du produit pour étudier l'impact des changements climatiques à long terme (30 ans).

## Résumé de l'article

Larue, F., A. Royer, D. De Sève, A. Langlois, A. Roy, L. Brucker (2017). Validation of GlobSnow-2 snow water equivalent over Eastern Canada. *Remote Sensing of Environment*. Volume 194, 1 June 2017, Pages 264–277.

Il s'agit ici de la version acceptée pour publication et post-imprimée. La mise en page a été modifiée afin de correspondre à la numérotation du manuscrit. Il ne s'agit pas de la version publiée.

Le produit SWE<sub>GS</sub> n'a jamais été validé sur le Québec alors que cette zone se caractérise par une grande variabilité spatiale (beaucoup de lacs, différentes couvertures forestière et périodes d'enneigement, peu de station nivométriques, etc.). Avec une base de données de mesures SWE composée de plus de 38000 relevés sur 30 ans et sur tout l'Est du Canada, le SWE<sub>GS</sub> a une erreur relative de 38.2 % et une erreur quadratique moyenne (RMSE) de 97.9 mm, ce qui reste loin de l'objectif de l'ESA fixé à 40 mm. L'approche utilise des mesures de hauteurs de neige *in situ* pour initialiser le modèle de transfert radiatif HUT et assimiler les T<sub>Bs</sub>. Cette dépendance aux données *in situ* engendre de fortes incertitudes en régions éloignées et n'est pas adaptée au contexte nordique québécois. Seulement 3 stations sont utilisées dans l'algorithme GlobSnow2 pour simuler un SWE sur tout le Nord Québécois (au-dessus du 55<sup>ème</sup> parallèle). Le SWE<sub>GS</sub> n'est pas suffisamment précis pour être utilisé dans des applications hydrologiques. Une comparaison avec et sans un seuil à 150 mm sur les SWE<sub>in-situ</sub> a permis de mettre en évidence la sensibilité du SWE<sub>GS</sub> aux couverts neigeux épais (RMSE du SWE<sub>GS</sub> égal à 56.1 mm et 97.9 mm, respectivement) en raison de la saturation des signaux MOP à 37 GHz. Sans les conditions de neige humides et peu/trop profondes, le RMSE et le biais du SWE<sub>GS</sub> sont de 51.8 mm et de 15.1 mm respectivement, soit une erreur relative de 17.1% sur le Québec et ses provinces voisines. Les performances du SWE<sub>GS</sub> ont été comparées pour chaque classe de couvert forestier. Les plus fortes incertitudes concernent les régions de forêts boréales au nord du Québec, principalement composées de conifères, avec un RMSE de 54.8 mm. Cette région est caractérisée par des couverts neigeux épais et représente une zone difficile d'accès où les mesures de hauteurs de neige sont prises dans peu d'endroits et de manières irrégulières, ajoutant du biais dans l'algorithme GlobSnow2.

Au sud de la région boréale, caractérisée par des forêts mixtes et des manteaux neigeux peu épais, le RMSE et le biais sont respectivement de 50.9 mm et de 19.1 mm et sont principalement dus aux contributions de la végétation dans le signal MOP. Le biais le plus faible concerne le sud du Québec qui profite d'un bon échantillonnage de stations nivométriques au sol.

Les  $SWE_{AMSRE}$  et le  $SWE_{GS}$  ont été comparés aux mesures *in-situ* de 2002 à 2009, et sur Février seulement pour éviter les conditions de neige humide. En combinant à la fois les données satellitaires et au sol, le produit  $SWE_{GS}$  est 30% plus précis que le  $SWE_{AMSRE}$  dérivé uniquement des observations satellitaires. Cette étude montre l'apport de l'assimilation des MOP pour l'estimation du SWE mais met en avant la nécessité de s'extraire de la dépendance aux données *in situ* pour avoir une méthode générique applicable globalement.

Le  $SWE_{GS}$  présente un intérêt certain pour étudier les tendances climatiques et analyser l'évolution des anomalies annuelles du  $SWE_{max}$  à l'échelle globale sur une période de 30 ans (1989 à 2009). Ces résultats mettent en avant une importante variabilité régionale en Amérique du Nord, ainsi qu'un contraste Nord-Sud marqué.

**Mots clés:** GlobSnow-2, micro-onde passive, mesures de SWE *in situ*, Est du Canada, couverture forestière, ressource en eau.

# Validation of GlobSnow-2 snow water equivalent over Eastern Canada

Fanny Larue<sup>1,2,3</sup>, Alain Royer<sup>1,2</sup>, Danielle De Sève<sup>3</sup>, Alexandre Langlois<sup>1,2</sup>, Alexandre Roy<sup>1,2</sup> and Ludovic Brucker<sup>4,5</sup>

1 Centre d'Applications et de Recherches en Télédétection, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Québec, Canada

2 Centre for Northern Studies, Québec, Canada

3 IREQ Hydro-Québec, Varenne, Québec, Canada

4 NASA GSFC, Cryospheric Sciences Laboratory, Greenbelt, MD 20771, USA

5 Universities Space Research Association, Goddard Earth Sciences Technology and Research Studies and Investigations, Columbia, MD 21044, USA

**Abstract:** In Québec, Eastern Canada, snowmelt runoff contributes more than 30% of the annual energy reserve for hydroelectricity production, and uncertainties in annual maximum snow water equivalent (SWE) over the region are one of the main constraints for improved hydrological forecasting. Current satellite-based methods for mapping SWE over Québec's main hydropower basins do not meet Hydro-Québec operational requirements for SWE accuracies with less than 15% error. This paper assesses the accuracy of the GlobSnow-2 (GS-2) SWE product, which combines microwave satellite data and *in situ* measurements, for hydrological applications in Québec. GS-2 SWE values for a 30-year period (1980 to 2009) were compared with space- and time-matched values from a comprehensive dataset of *in situ* SWE measurements (a total of 38 990 observations in Eastern Canada). The root mean square error (RMSE) of the GS-2 SWE product is  $94.1 \pm 20.3$  mm, corresponding to an overall relative percentage error (RPE) of 35.9%. The main sources of uncertainty are wet and deep snow conditions (when SWE is higher than 150 mm), and forest cover type. However, compared to a typical stand-alone brightness temperature channel difference algorithm, the assimilation of surface information in the GS-2 algorithm clearly improves SWE accuracy by reducing the RPE by about 30%. Comparison of trends in annual mean and maximum SWE between surface observations and GS-2 over 1980-2009 showed agreement for increasing trends over southern Québec, but less agreement on the sign and

magnitude of trends over northern Québec. Extended at a continental scale, the GS-2 SWE trends highlight a strong regional variability.

**Keywords:** GlobSnow-2, passive microwave, *in situ* SWE measurements, Eastern Canada, land cover, water resources.

---

### 3.1 Introduction

Temperatures in Eastern Canada are expected to increase 2 to 4 degrees by 2050, which would result in a shorter snow period (SWIPA, 2011; Ouranos, 2015). Zhang *et al.* (2011) showed that while maximum snow depths in southern Canada can be expected to decrease as less cold-season precipitation falls in the form of snow, snowfall at high northern latitudes may increase by more than 10% in response to global warming (Räisänen, 2007; Brown and Mote, 2009; Brown, 2010). Seasonal snow cover has a strong impact on climatological and hydrological processes (Schultz and Barrett 1989; Albert *et al.*, 1993). In the coming years, a good understanding of these trends will be needed to both improve long-term flow rate monitoring, and to address the significant economic impacts.

In Québec, Eastern Canada, one of the key variables in streamflow forecasting is the snow water equivalent (SWE), which describes the amount of water stored in the snowpack. For example, 1 mm of SWE in the headwaters of the Caniapiscau-La Grande hydro corridor (Québec) could represent \$1M in hydroelectric power production (Brown and Tabsoba, 2007). Optimal management of the snowmelt contribution to hydroelectric production requires accurate estimates of peak snow accumulation prior to spring melt (Turcotte *et al.* 2010). This is one of the main challenges for hydrological forecasting particularly over large remote watersheds. Current operational runoff forecast systems typically rely on surface snow surveys to determine pre-melt SWE, which can be supplemented with geostatistical interpolation procedures to provide a more detailed estimate of the spatial pattern (e.g. Tabsoba *et al.* 2005).



However, manual snow surveys are time-consuming and expensive which make SWE estimation from satellite passive microwave (PMW) sensors an attractive option. PMW sensors also offer advantages of all weather and all year coverage at good temporal (daily) and moderate spatial (~25 km) resolution. The basic physics behind PMW SWE retrievals is that the natural emission measured by satellite-borne microwave radiometers, expressed as brightness temperature ( $T_B$ ), is characterized by a high sensitivity to the volume of snow (Chang *et al.*, 1987; Mätzler, 1994; Tedesco *et al.*, 2004). By performing multi-frequency combinations of measured  $T_B$  (typically at 19 and 37 GHz), the SWE can be estimated (Hallikainen and Jolma, 1992; Pulliainen and Hallikainen, 2001; Parde *et al.*, 2007; De Sève *et al.*, 2007). However, this frequency range is resolved over relatively coarse spatial resolutions (~20 km). In Québec, factors such as the forest canopy, snow grain size (depth hoar), ice crust and lakes can have a strong impact on emission measured by satellite sensors and can cause high uncertainties in SWE estimates (up to 50% in boreal areas, Chang *et al.*, 1996; Roy *et al.*, 2004; Roy *et al.*, 2010; 2012; 2015; Vachon *et al.*, 2012). Several methods have been developed to constrain PMW SWE estimates by assimilating the  $T_B$  information into a snow model (Durand *et al.*, 2009; DeChant and Moradkhani, 2011; Touré *et al.*, 2011; Vachon *et al.*, 2015).

In order to directly assimilate satellite-measured snow emission, Pulliainen (2006) proposed a technique that simulates PMW data by using ground-based snow depth measurements and a radiative transfer model. This assimilation protocol was integrated into the European Space Agency's (ESA) GlobSnow project to estimate daily SWE time series from 1979 to 2014 over the Northern Hemisphere (Takala *et al.* 2011, Luoju *et al.*, 2010). This historical dataset is freely available through the GlobSnow website (<http://www.globsnow.info/>), the database is regularly updated), and its gridded SWE data is potentially of great interest to hydrological forecasters in Québec. In particular, Hydro-Québec (HQ) decision makers have a need to better characterize the variability of snow cover over watersheds to improve the performance of hydrological models. However, while the GlobSnow-2 (GS-2) SWE product has been validated in Canada and globally in previous studies (e.g. Hancock *et al.*, 2013; Mudryk *et al.*, 2015); its performance over Eastern Canada has never been studied in detail.

The main purpose of this paper is to analyze GS-2 SWE values over an eco-climatic and latitudinal gradient in Eastern Canada over a 30-year period to determine whether it is accurate enough for hydrological applications, i.e., if the relative error in SWE is lower than 15% which is the accuracy level required by HQ observing systems. The CoreH20 satellite mission also set a performance objective at 15% (Rott *et al.*, 2010), and the ESA GS-2 project aimed to provide SWE maps for the Northern Hemisphere with a root mean square error (RMSE) lower than 40 mm, i.e., an accuracy of 15% (Luo *et al.*, 2014). As part of the evaluation, we also investigate the interannual variability and trends in GS-2 SWE to determine its utility for hydroclimate monitoring. A unique aspect to the evaluation is the use of a large database of 34 513 *in situ* SWE observations covering the period of 1980 to 2009. These data were obtained from regular snow surveys and field campaigns and are independent of the surface snow depth observations assimilated into GS-2.

The four main goals of the paper are:

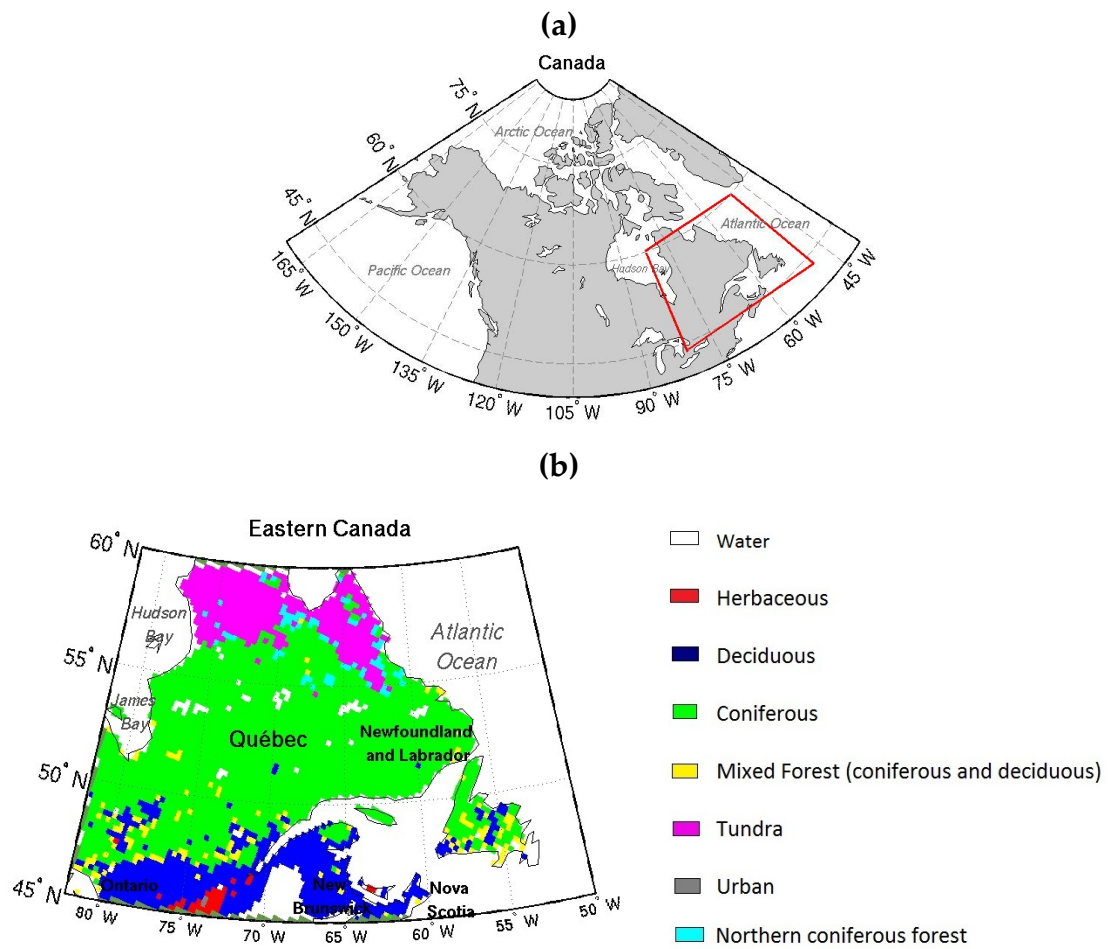
1. To determine if GS-2 performance meets HQ accuracy requirements, and to analyse the global annual performance variability.
2. To evaluate the performance of GS-2 as a function of the various land cover types found over Eastern Canada (i.e. tundra, coniferous forest, mixed forest, deciduous forest). Biases due to wet and deep snow conditions are analysed and removed in order to only characterize the impacts of the land cover on the snow distribution over HQ's watersheds.
3. To determine the impact of assimilating surface observations into GS-2 compared to the AMSR-E typical stand-alone PMW SWE algorithm (Tedesco *et al.*, 2004).
4. To compare trends in annual mean and maximum SWE over the 1980-2009 time period from surface observations and GS-2 to estimate the reliability of the GS-2 product for hydro-climate monitoring. To complete this analysis, the spatial variability of the trend of GS-2 maximum SWE anomalies is computed per pixel over North America.

## 3.2 Methods and data

### 3.2.1 Study area

The study area is located in Eastern Canada, between latitudes 45°N and 58°N (Fig. 3.1.a). This region is characterized by significant snow cover and eco-climatic gradients: mean snow cover duration ranges on average from 120-240 days over the region (Brown, 2010), and vegetation ranges from open field, mixed forest, boreal forest and tundra moving north. Land cover was studied with the Land Cover Map of Canada (LCM, 2005), which has a spatial resolution of 1 km. Since the GS-2 SWE product was produced on the Northern Hemisphere Equal-Area Scalable Earth Grid (EASE-Grid), at a nominal resolution of 25x25-km (Armstrong *et al.*, 1994), each EASE-Grid cell was classified according to its major fraction of land cover type in order to evaluate the contribution of the land cover (Fig. 3.1.b). Table 3.1 presents the land cover classes used (seven in total) and the number of SWE measurements contained in the databases used (see Section 3.3.5). The Herbaceous class represents the open areas (crops) in southern Québec and dense forest areas were divided into three classes (coniferous, deciduous and mixed forest classes). The mixed forest class includes coniferous and deciduous forests, with both fractions greater than 30%. The Tundra class and the Northern open coniferous forest classes were grouped together to study the northern areas. Fig. 3.1.b illustrates the aggregated land cover classification over Eastern Canada. SWE measurements located in an EASE-Grid cell with a predominantly urban fraction were removed to focus on natural surfaces.

The Global 30 Arc-Second Elevation (GTOPO30) dataset was used to compute the mean elevation of 25-km EASE-Grid cells to investigate the potential impact of topography when comparing *in situ* SWE observations to GS-2 grid averages.



**Figure 3.1.** (a) Location map of the study region (Eastern Canada); (b) Land Cover Map (LCM, 2005) classification for Eastern Canada aggregated into eight classes and on the 25x25-km EASE-Grid projection.

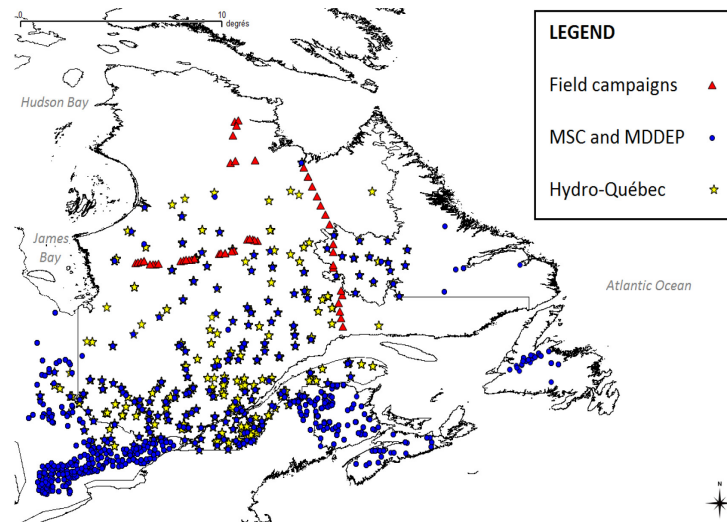
**Table 3.1.** Details of the land cover classification and of the number of SWE measurements from 1980 to 2009 (maj. = majority land cover type in the pixel) from the three main databases used in the present study: Database 1 is the complete *in situ* database, Database 2 has SWE values < 150mm and Database 3 is a subset of January-February SWE values < 150mm (see Sect. 2.5-B).

Areas	Water	Open areas	Dense forest areas			Northern areas		Total
Land cover	Water	Herba ceous	Deciduous	Coniferous	Mixed Forest	Tundra	Northern coniferous forest	-
Fractions: maj.	Water	Herba ceous	Deciduous	Coniferous	Conif. and Decid.	Tundra	Coniferous and Tundra	-
Number of SWE measurements in Database 1	526	2 420	17 702	11 963	1 748	7	147	34513
Number of SWE measurements in Database 2	338	2 215	11 640	3 575	951	4	104	18827
Number of SWE measurements in Database 3	167	1 336	5 771	1 652	463	4	43	9436

### 3.2.2 Reference measurements

This study grouped a unique historical database of ground-based SWE measurements (SWE<sub>gb</sub>) from HQ (21 552 observations), the Meteorological Service of Canada (MSC) and the MDDEP (Ministère du Développement Durable, de l'Environnement et des Parcs du Québec, Québec) (17 389 observations). The dataset covers Eastern Canada, which includes the provinces of Québec, Nova Scotia, Newfoundland and Labrador, New Brunswick and Ontario (Figs. 3.1.b and 3.2). About 1 163 stations were monitored every year from 1980 to 2009 (38 990 measurements). More specifically, the MSC conducted bi-monthly field surveys to estimate SWE through snow line from 1980 to 2003 (MSC, 2000; Brown 2007, 2010). In parallel, the MDDEP and HQ conducted field measurements at the end of each month from January to May plus mid-March, April and May to measure SWE, snow depth and density from 1980 to 2009 (Turcotte *et al.*, 2007). The dataset used also observations

acquired during specific, short field campaigns by the University of Sherbrooke (49 SWE observations). In 2008, a 2000-km north-south snow measurement transect was carried out across Québec, from taiga to boreal forest, for the International Polar Year (Langlois *et al.*, 2010). Two other field campaigns were also carried out in March 2003 and 2009 (Langlois *et al.*, 2010, 2012).

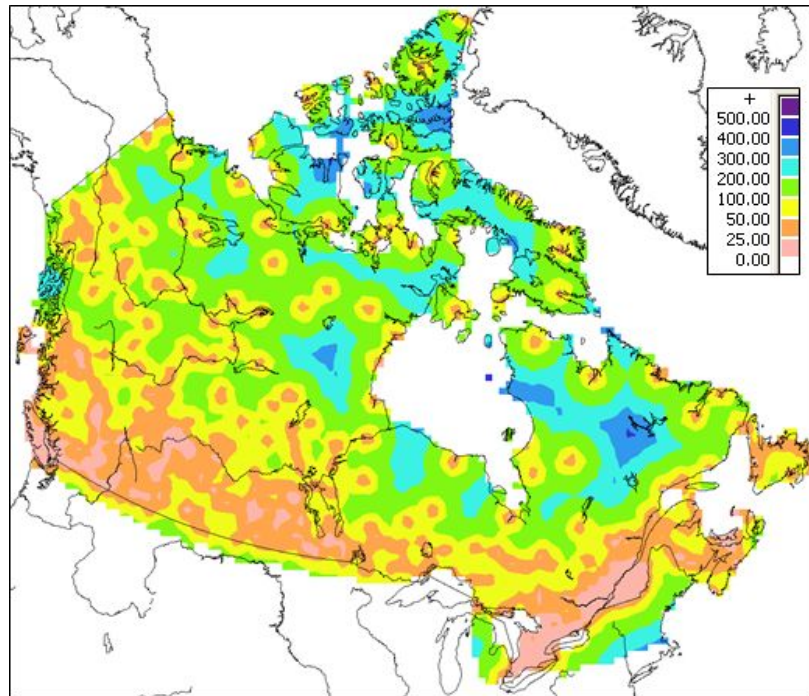


**Figure 3.2.** Location of snow courses in the *in situ* SWE database (1980 to 2009). The blue stars are the superposition of the Hydro-Québec (yellow stars) and MSC/MDDEP snow surveys (blue points), sometimes taken at the same station over the 30-years period.

### 3.2.3 GlobSnow-2 SWE product

The GS-2 project provides SWE daily time series from 1979 to present, projected into the EASE-Grid by combining surface observations of snow depth (SD) in the PMW SWE retrieval (Takala *et al.* 2011). Takala (2011) describes the GS-2 SWE product in details, therefore only a brief description of the methodology is given here. The single layer HUT snow emission model is used to simulate TB at each surface observation where SWE values are estimated from the observed SD, by assuming a constant snow density, and the HUT simulated TB are assimilated with satellite observed TB values by optimizing the effective snow grains sizes. Maps of the observed SD and the effective snow grains sizes, produced by ordinary kriging interpolation to the 25-km EASE-Grid projection, are used to initialize the HUT model for each EASE-Grid cell and to generate gridded TB simulations. The

simulations are then assimilated with space-borne radiometer measurements by using adaptive weights on the observations according to their spatial and temporal variances (Pulliainen, 2006), and a map of SWE is obtained. A dry snow mask for each snow cover season is applied to the satellite radiometer data using the dry snow detection algorithm of Hall *et al.* (2002), as well as a mask to grid cells with more than 50% open water. The performance of this product is thus strongly linked to the spatial and temporal distributions of the SD observations used as input in the kriging tool that provides the gridded estimates of SD used in the retrieval. Fig. 3.3 shows the mean distance between SD observations used by GS-2 and 25-km EASE-Grid cells, from 1980 to 2012 (R. Brown, personal communication, 2016). Over Eastern Canada, we can see that there are major data gaps in the SD information over central and northern regions (distances higher than 200 km). Note that the data used for the evaluation of the present study are totally independent of those described in Fig. 3.3 and used by the GS-2 project.



**Figure 3.3.** Mean distance (in kilometers) between SD observations used by GS-2 project and EASE-Grid cells on which the GS-2 SWE are projected. The SD observations are those used by GS-2 from 1980 to 2012 (R. Brown, personal communication, 2016).

This product uses daily  $T_B$  (at 19 and 37 GHz in vertical polarization) from different satellite sensors: SMMR from 1979 to 1987, SSM/I from 1987 to 2009, and SSMIS from 2010 to the present. The inter-sensor bias in the satellite time series is not corrected (Takala *et al.*, 2011) whereas previous studies have shown significant systematic biases in the  $T_B$  for the SMMR and SSM/I and SSM/IS sensors (see Bjørge *et al.*, 1997; Derksen *et al.*, 2003; Royer and Poirier, 2010; André *et al.*, 2015). The average SWE was estimated for each satellite sensor time period: the  $SWE_{GS}$  over southern Québec (south 50N) was equal to 102.1 mm and to 151.6 mm for northern Québec (above the 50<sup>th</sup> parallel north) for the 1980-1987 SMMR time period, and to 84.1 mm (144.2 mm) for the 1987-2009 SSM/I time period. The difference between the two mean SWE (over the SMMR period and over the SSM/I period) was around 10 mm with the GS-2 product and equal to 6 mm with the observations. The  $T_B$  changes between sensors, and while the pre-1987 SMMR data were expected to be less accurate, it appeared that the assimilation scheme may have compensated for them, leading to inter-sensor effects that were not statistically significant. Therefore, the inter-sensor bias was not taken into account for the analysis of the annual mean and maximum SWE trends.

### 3.2.4 AMSR-E SWE product

To evaluate the improvement associated with assimilating surface observations in the SWE retrieval, the GS-2 product was compared with the stand-alone AMSR-E PMW SWE product, distributed by NSIDC. For this inter-comparison, we used the AMSR-E Level-3 daily SWE time series ( $SWE_{AMSR-E}$ ) on the Northern Hemisphere EASE-Grid projection, with a spatial resolution of 25x25 km (Tedesco *et al.*, 2004). This product is available on the NSIDC website from June 2002 to October 2011, and is described in detail by Kelly *et al.* (2003) and Kelly (2009). The SD is estimated by the attenuation between  $T_B$  at 19 and 37 GHz and forest cover using the approach described in Chang *et al.* (1987). Daily  $SWE_{AMSR-E}$  values are then derived from microwave-retrieved SD and ancillary snow density data.



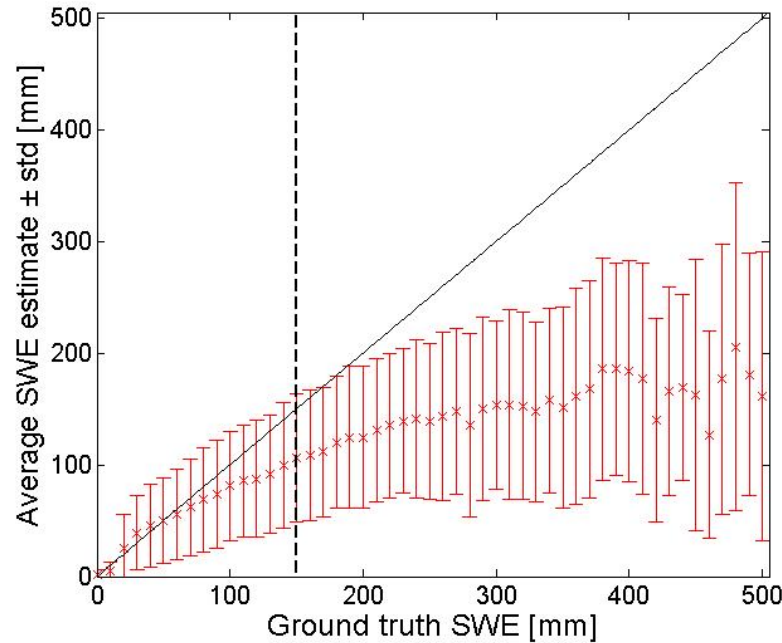
### 3.2.5 Stratification of the evaluation data with different criteria

Before analyzing the forest cover impacts on the GS-2 product, the complete database has been used to evaluate the GS-2 product and then stratified with different criteria in order to study the importance of biases due to wet and deep snow conditions in the Québec environment.

A) Matched measured and satellite-derived SWE values, ‘Database 1’: The GS-2 SWE product ( $SWE_{GS}$ ) and the ground-based SWE measurements ( $SWE_{gb}$ ) had to be matched in space and time (daily), and coastal areas had to be avoided. When a  $SWE_{GS}$  value was available, if there was more than one *in situ* measurement located within the same EASE-Grid they were averaged to get only one ground-truth value per cell and per date for comparison with the associated  $SWE_{GS}$  daily value. The initial complete database included 38 990 SWE measurements. According to the 4 477 cases (11.5% of the initial database) where we had more than one SWE observation for a same date and a same grid cell and where we applied averaging, the mean standard deviation of SWE measurements in a grid cell was 14.3 mm. A total of 34 513 matched SWE samples remained after this procedure and this database, called ‘Database 1’, was used to quantify the global performances of the GS-2 SWE product.

B) Database without deep snow conditions, ‘Database 2’: It is well known that PMW SWE retrievals are underestimated under deep snow conditions (when SWE exceeds ~150 mm) because the snowpack transitions from a scattering medium to a source of emission due to the limited penetration depth at 37 GHz (Mätzler *et al.*, 1982; Mätzler, 1994; De Sève *et al.*, 1997; De Sève *et al.*, 2007; Luoju *et al.*, 2010; Langlois *et al.*, 2012). The exact value of this limit varies according to the snow grain size and stratification of the snow pack. Previous studies have shown that for the GS-2 SWE product, 150 mm was the critical threshold with Canadian reference datasets (Luoju *et al.*, 2014). Fig. 3.4 illustrates that this detection limit was well defined at 150 mm for the present study area and beyond this value,  $SWE_{GS}$  values are significantly underestimated. The ‘Database 2’ regrouped all the data with  $SWE_{gb}$  below 150 mm in order to minimize the bias caused by the saturation of the

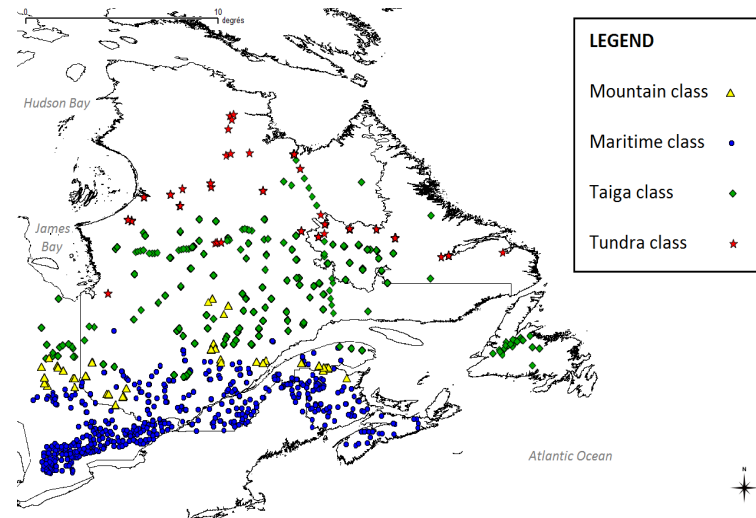
penetration depth at 37 GHz in deep snow conditions (18 827 SWE data left from the ‘Database 1’).



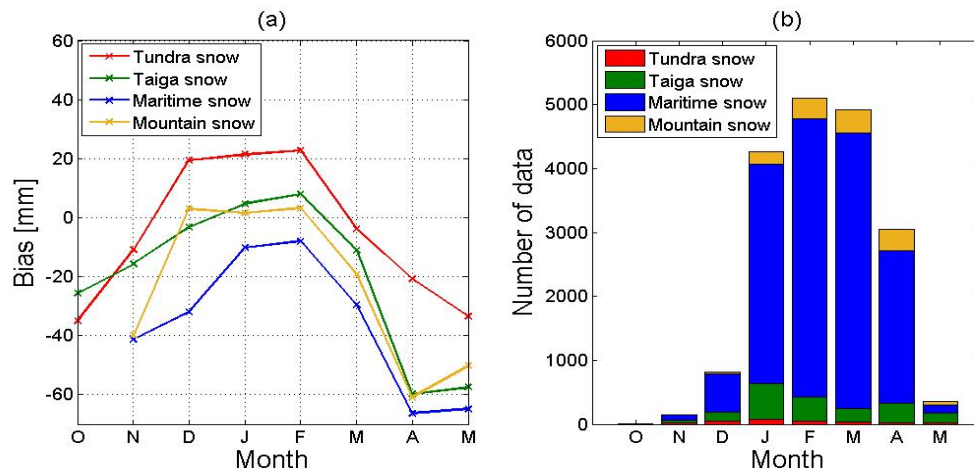
**Figure 3.4.** GS-2 SWE product estimates as a function of *in situ* SWE measurements. The black vertical dotted line represents the saturation limit defined for this study. The  $Y=X$  line is also plotted in black.

C) Database without deep, shallow and wet snow conditions, ‘Database 3’: Eastern Canada is characterized by strong variability in the duration of seasonal snow cover according to latitude. Although the GS-2 SWE product is combined with a melt detection algorithm (Takala *et al.*, 2009), uncertainties may persist in autumn (period from October to December) and later in spring (from March to June) because of difficulties in using radiometer data when a thin snow layer or wet snow exists (Klehmet *et al.*, 2013). The performance of GS-2 in different snow climate regimes was carried out using the Sturm *et al.* (1995) seasonal snow classification. Fig. 3.5 shows the Sturm classification results with the Database 2 ( $SWE_{gb} < 150$  mm) and Fig. 3.6 illustrates that the monthly bias is minimized for each snow category for the months of January and February. The evaluation database was then further stratified to include observations from January-February only to remove possible

contamination from shallow or wet snow. This database, called ‘Database 3’ (9 436 SWE samples left from the Database 2), was used for the final analysis of the forest cover impacts.



**Figure 3.5.** Corresponding seasonal snow classification, based on Sturm *et al.* (1995), of the ground-based SWE measurements with the database without  $SWE_{gb} > 150$  mm.



**Figure 3.6.** Analysis for the dataset with  $SWE_{gb} < 150$  mm and over the October to May period (1980-2009): (a) Monthly biases ( $SWE_{GS} - SWE_{gb}$ ) according to the Sturm *et al.* (1995) seasonal snow classification; (b) Number of data points ( $SWE_{gb}$ ) for each month by snow category: tundra (red), taiga (green), maritime snow (blue) and mountain snow (yellow).

Several metrics were used to evaluate the GS-2 algorithm. Differences between estimated and measured SWE (n cases) were analyzed using root-mean-squared-error

(RMSE), unbiased RMSE (URMSE), standard deviation (STD), bias and the mean relative percentage of error (RPE) as validation metrics (Table 3.2).

**Table 3.2.** Validation metrics with  $j$ =year and  $i=1 \dots n$  (number of SWE measurements per year).

<b>Ground-based measurements and annual standard deviation</b>		$SWE_{gb, j, i} = y_{j, i}$	$STD_{gb, j} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{j, i} - \bar{y}_j)^2}$	
<b>GlobSnow-2 SWE product and annual standard deviation</b>		$SWE_{GS, j, i} = x_{j, i}$	$STD_{GS, j} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{j, i} - \bar{x}_j)^2}$	
<b>Metrics</b>	$BIAS_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [x_{j, i} - y_{j, i}]$	$RMSE_j = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(x_{j, i} - y_{j, i})]^2}$	$unbiased\ RMSE_j = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(x_{j, i} - \bar{x}_j) - (y_{j, i} - \bar{y}_j)]^2}$	$Relative\ Percentage\ Error\ (RPE) = 100 \cdot \frac{ BIAS }{SWE_{gb}}$

### 3.2.6 Analysis of the annual mean and maximum SWE anomaly trends

Many recent studies have investigated possible annual mean and maximum SWE trends to analyse the evolution of the seasonal snow cover and have shown that global and regional warming have led to changes in snow accumulation, including declines and earlier dates of maximum SWE in many regions of the northern hemisphere (Mote *et al.*, 2005; Stewart *et al.*, 2005; Vikhamar-Schuler *et al.*, 2006; Brown and Mote, 2009; SeNorge *et al.*, 2009; Urban *et al.*, 2014). To evaluate if the long-term time series of the GS-2 SWE product can be used for a long-term flow rate monitoring, tendencies obtained with the observed ground-based SWE and the GS-2 SWE over the same period (from 1980 to 2009) were compared, both for northern (Coniferous and Tundra classes) and southern Québec (Deciduous and Herbaceous classes). To avoid biases possibly caused by variability in the annual number of SWE measurements, and to improve the homogeneity of the dataset, only the HQ database was used in this section since it is the only one which extends from 1980 to 2009 over a December-March period ('Database 4', total of 13 999  $SWE_{gb}$  from the Database 1). In addition, to compare trends without statistical noise due to local climatic differences,

the anomalies are estimated by subtracting the annual mean variable by its overall average (over the 30-year time period). Linear regression was used to analyze SWE trends over the 1980-2009 period with statistical significance assessed via a t-test at the 0.05 level.

The annual maximum SWE anomalies (noted  $SWE_{max}$ ) are also of great interest to study the frequency of extremes and for hydrological purposes since they determine the water that will be released during spring runoff (Seidel and Martinec, 2004; Vachon *et al.*, 2010). To study the  $SWE_{max}$  anomaly trends (departures from the 1980-2009 average) without being biased by abnormal extreme values, the annual  $SWE_{max}$  values were calculated as anomalies from the average of the five highest annual SWE estimated from December to March (with the Database 4).

Climate models suggest an increase of the maximum snow accumulation over southern Canada and a decrease over the tundra area in response to global warming (Brown and Mote, 2009; Zhang *et al.*, 2011). In order to assess the spatial variability of GS-2 trends, the linear trend of the annual  $SWE_{max,GB}$  anomalies (for the DJFM period, departures from the 1980-2009 average) has been computed per pixel at a continental scale (i.e. North America).

### 3.3 Results

#### 3.3.1 GlobSnow-2 Data analysis

A) With the complete database: The results of the evaluation for the entire set of observations are provided in Table 3.3. With the Database 1, the unbiased RMSE and the bias are respectively equal to 76.5 mm and -54.8 mm (PE of 35.9%) which greatly exceeds HQ accuracy requirement of 15%. Nevertheless, as discussed in Sections 3.3.5 and 3.3.6, this product can provide useful spatial and temporal information to improve our knowledge on the seasonal snow cover trends, and therefore on the long-term flow rate monitoring to improve the performance of hydrological models (Hancock *et al.* 2013; Berezowski *et al.* 2015, Sospedra-Alfonso *et al.* 2016).

**Table 3.3.** Statistical results for the entire dataset (Database 1), for cases without high  $SWE_{gb}$  ( $SWE_{gb} < 150\text{mm}$ , Database 2), and for cases with deep  $SWE_{gb}$  only ( $SWE_{gb} > 150\text{mm}$ ). The units for all statistics are mm.

	Number of data points	Mean $SWE_{GS}$	Mean $SWE_{gb}$	STD $SWE_{GS}$	STD $SWE_{gb}$	Unbiased RMSE (mm)	Bias (mm)	RMSE (mm)
<b>Database 1: Entire dataset</b>	34 513	97.8	152.6	66.8	83.4	76.5	-54.8	94.1
<b>Database 2: With <math>SWE_{gb} &lt; 150\text{mm}</math></b>	18 827	71.1	91.3	50.2	34.7	49.0	-20.2	53.0
<b>With <math>SWE_{gb} &gt; 150\text{mm}</math> only</b>	15 686	129.6	225.2	69.9	63.0	82.8	-95.6	126.5

B) Effects of deep snow conditions: Table 3.3 shows the statistical results for GS-2 SWE product with SWE observations above and below the 150 mm upper detection limit for GS-2. With the Database 2, the overall unbiased RMSE (bias) is equal to 49 mm (-20.2 mm, RPE = 22%), whereas it reaches 82.8 mm (-95.6 mm) with  $SWE_{gb} > 150\text{mm}$ . The errors measured under deep snow conditions are also strongly linked to the fixed snow density whereas the snowpack is often denser (Takala *et al.*, 2011). In Eastern Canada, SWE measurements below 150 mm accounted for 55% of the dataset and this saturation can be highly significant, especially at the end of winter.

C) Effects of shallow and wet snow conditions: Table 3.4 presents the seasonal statistics for the three main time periods of interest from the Database 2 (fall, winter and spring). Even if the unbiased RMSE remains relatively similar (between 43 and 47 mm) regardless the period, the bias is considerably reduced with the Database 3, i-e for the January-February period (-2.7 mm compared to -20.2 mm for the whole period with the Database 2).

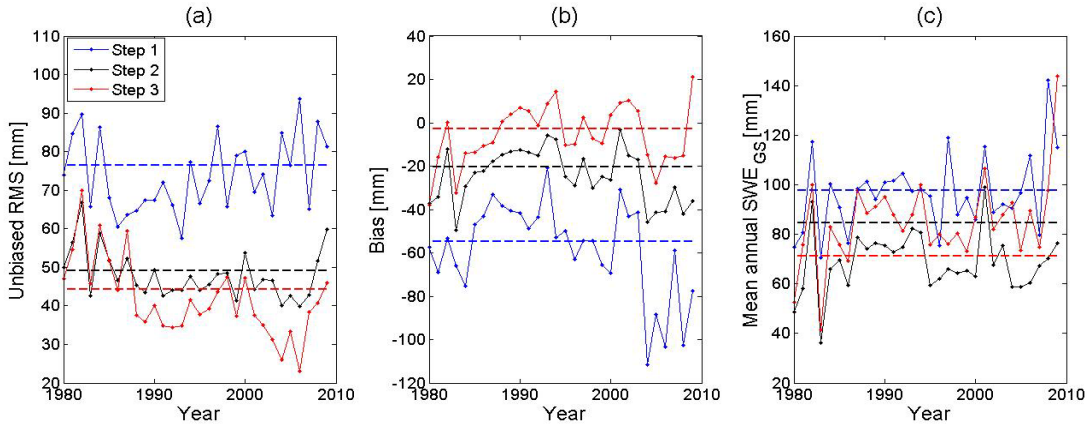
**Table 3.4.** Seasonal statistics for the three main time periods of interest: fall (October-November-December), winter (January-February), spring (March-April-May-June). The entire winter period (D-J-F-M: from December to March) is also studied. The database used is the one without high SWE<sub>gb</sub> (Database 2: SWE<sub>gb</sub><150 mm).

Time Period	Number of data points	Mean SWE <sub>GS</sub>	Mean SWE <sub>gb</sub>	STD SWE <sub>GS</sub>	STD SWE <sub>gb</sub>	Unbiased RMSE (mm)	Biases (mm)	RMSE (mm)
<b>Database 2:</b> <b>Annual with SWE<sub>gb</sub> &lt; 150 mm</b>	18 827	71.1	91.3	50.2	34.7	49.0	-20.2	53.0
<b>Fall (O-N-D)</b>	552	44.7	63.4	50.6	30.4	43.4	-18.7	47.3
<b>Spring (M-A-M-J)</b>	8 839	58.1	97.2	48.5	34.3	47.1	-39.1	61.2
<b>Database 3:</b> <b>Winter (J-F)</b>	9 436	84.7	87.4	48.0	34.0	44.3	-2.7	44.4
<b>Winter (D-J-F-M)</b>	15 317	80.7	91.2	48.5	34.7	45.9	-10.6	47.1

### 3.3.2 Global performance variability

To analyze the accuracy of the GS-2 SWE product without the limit cases potentially caused by shallow, deep and wet snow conditions, we assessed the time variability of the GS-2 with the three databases described in Section 3.3.5. Fig. 3.7 shows the global statistics for each database. The overall URMSE and bias obtained with the Database 1 are 76.5 mm and -54.8 mm respectively, corresponding to a percentage of error of 36 % (Table 3.3). With the Database 3, by taking SWE<sub>gb</sub> < 150 mm over January-February only, the inter-annual variability in the uncertainty (URMSE) is reduced by - 42% to 44.3 mm, and the bias is reduced by -95% to -2.7 mm (RPE of 3.1%, Table 3.4). The observed interannual variability corresponds to variations in meteorological conditions, mainly fall and spring melt periods, as well as years with deeper snowpacks (Fig. 3.7c). Even if the reference ground-based stations are relatively well distributed over the southern part of the studied area (Fig. 3.2), the variations in Fig. 3.7 could also possibly be affected by monthly and yearly variations in the number of stations in the different databases (see Fig. 3.6). The database includes a peak of data collection between 1984 and 2002 (around 1500 SWE measurements per year), with a reduction in field measurements before and after (< 1000 data/year) (e.g. Brown, 2010). A high bias appears for the 2004-2009 period, for which we only have HQ data. However, the

HQ dataset has the best spatial distribution of the datasets used in this study (Fig. 3.2). Furthermore, this period corresponds to a high mean SWE measured value (Fig. 3.7c).



**Figure 3.7.** Global performance statistics for each processing step: the entire dataset with matching data (black, Step 1), only with  $SWE_{gb} < 150\text{mm}$  (blue, Step 2) and over the January-February time period (red, Step 3). The graphs present the inter-annual variability of the unbiased RMSE (a); the inter-annual variability of the bias (b) and the inter-annual variability of the average  $SWE_{GS}$  (c). The dotted lines are the average of the time series from 1980 to 2009.

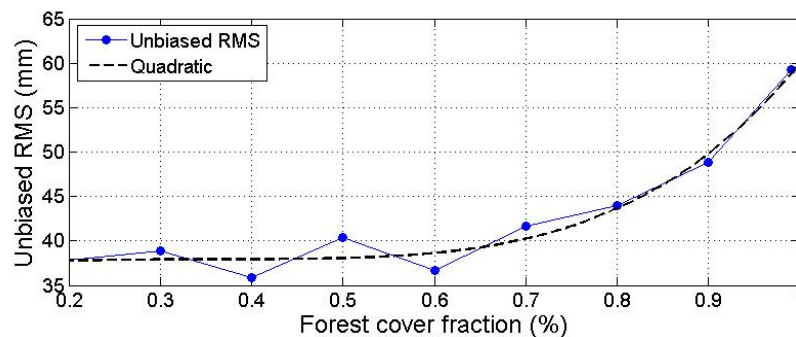
Without the effects of deep and wet snow conditions, the  $SWE_{GS}$  reaches the targeted accuracy, with a relative percentage error below 15%. Nevertheless, it appears that even in the most favourable conditions, the RMSE rarely goes below the GS-2 targeted threshold of 40 mm. Comparing point-level measurements to the 25x25 km resolution GS-2 database involves uncertainty due to SWE spatial variations. However, the large number of comparisons performed (34 513 point-level SWE measurements matched with GS-2 pixels) and the random spatial localization of point-level measurements within pixels (for those particular pixels having several matched ground-based measurements) provides a useful assessment of GS-2 results. The estimated average standard deviation of SWE measurements (estimated in Section 3.3.5), when several data points fall within the same EASE-Grid cell, is relatively low (14.3 mm) compared to the RMSE. In addition, an analysis of  $SWE_{GS}$  sensitivity to the distance between the point-level SWE measurements and the center of the associated EASE-Grid cell (not shown) does not exhibit a particular trend.



### 3.3.3 Effects of land cover

Lakes are known to have a different snow cover with thinner and denser snow (wind slab) than surrounding areas (Green *et al.*, 2012; Sturm and Liston, 2003). Moreover, lake ice under snow and its thickness can have a strong impact on the microwave signal (Kang *et al.*, 2010). Nevertheless, the GlobSnow-2 SWE product includes a mask applied for grid cells with more than 50% fraction of open water and an analysis of the effects of lake fraction and topography (not shown) found no evidence that either of these played a significant role in the evaluation results (P-values < 0. 001).

The forest cover fraction can also have a strong impact on the seasonal snow distribution in boreal areas (Foster *et al.*, 2005; Derksen *et al.*, 2005; Derksen *et al.*, 2008). Fig. 3.8 shows the unbiased RMSE (URMSE) according to the forest cover fraction (= deciduous fraction + coniferous fraction) and estimated with the Database 3. The URMSE is fitted with a simple quadratic function to show the general shape. There is a significant upward trend of the URMSE according to the percentage of forest in an EASE-Grid cell of 25x25 km of resolution. In forested areas, uncertainties are mostly due to snow-vegetation interactions that strongly affect snow cover variability (especially with different types of forests) and the vegetation contribution (emission and transmission), which are difficult to model precisely in an inversion scheme (Roy *et al.*, 2012; Vachon *et al.*, 2012). The SWE data included in grid cells with more than 90% forest cover represent 38% of the observations and have a URMSE higher than 50 mm.



**Figure 3.8.** Unbiased RMS according to the forest cover fraction (in %). The unbiased RMS is fitted with a simple quadratic function (black dotted line).

The  $SWE_{GS}$  values were compared to the ground-based measurements for each land cover category (Fig. 3.9). A summary of the  $SWE_{GS}$  sensitivities is provided in Table 3.5. By only keeping  $SWE_{gb} < 150$  mm collected over the winter period (Database 3), the overall bias of boreal areas is reduced and is particularly low (-2.5 mm) compared to the complete database (-57.9 mm, RPE = 37%). The lowest unbiased RMSE concerns the tundra class (32.2 mm), but this is also the class with the strongest bias. Corrections have been applied in these northern areas with the GS-2 project by using comprehensive ground measurement campaigns in the Northern Territories, Canada (Takala *et al.*, 2011). However, note that the statistics of this class are sensitive to the small amount of data to assess in comparison to other classes. The retrieval uncertainties are highest for the coniferous class, where the unbiased RMSE is  $47.6 \pm 15.1$  mm. This class is characterized by deep boreal forest snow, with an average  $SWE_{gb} > 100$  mm (Table 3.5, Fig. 3.9a), and snowpack microwave signals that are much more influenced by interactions with snow grains (the larger the grains, the earlier saturation occurs), which are not well resolved in 1 layer GS-2 processing. Moreover, the coniferous class corresponds to the central region of Québec, where the SD observations used by GS-2 are very limited (see Section 3.3.3, Fig. 3.3), which increases uncertainties of interpolated snow depth maps used in the assimilation process. In southern boreal forest areas (deciduous and mixed forest), an overall unbiased RMSE of  $45.0 \pm 10.5$  mm and an overall bias of  $-2.1 \pm 15.1$  mm (relative error of 2.3%) are found (Table 3.5). The distribution of SWE values in the deciduous class are uniformly distributed between 35 mm and 130 mm (Figs. 3.9b and 3.9c) and the high RMSE estimated for this class is mostly linked to the presence of dense vegetation and the different forest cover types. The deviation is lower for open areas (herbaceous class) in southern Québec, with a mean bias of  $-1.2 \pm 14.4$  mm and an unbiased RMSE of  $36.3 \pm 9.5$  mm (Table 3.5). Note that this land cover is characterized by shallower snow cover (average  $SWE_{gb} < 100$  mm), not affected by dense vegetation, and the high number of SD observations in this region helps to reduce uncertainties (Fig. 3.3).

The most important hydrological structures in Québec are located in boreal forest areas in the James Bay region. In this area, the GS-2 SWE product reasonably captures SWE values with an overall error (RPE) of 3% (Table 3.5 for boreal area), without wet snow conditions, and only for snowpack below 150 mm of SWE, which do not correspond to the

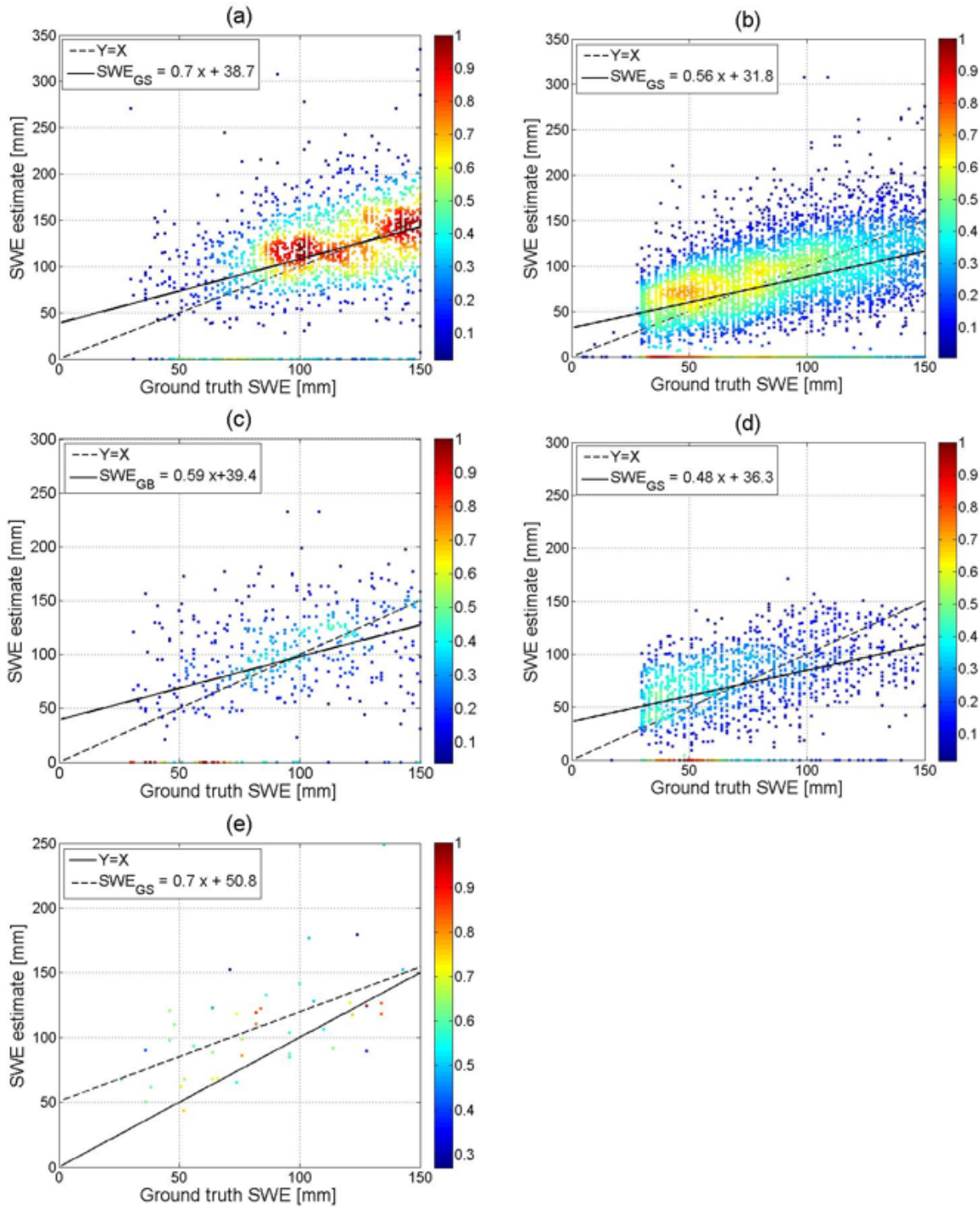
conditions often observed at the end of winter. With the complete database, over the boreal forest areas, the mean percentage error increases to 36.6% (RMSE = 97.1 mm, and URMSE = 77.9 mm). Over the James Bay region, the SWE<sub>GS</sub> is thus not accurate enough to be used in an operational hydrological context (error > 15%).

Moreover, GS-2 uses a constant value for snow density whereas the density is higher in late winter due to the snow metamorphism. The ESA GlobSnow-2 project has tried to use a dynamic density to describe the evolution of seasonal snow cover but the results did not show significant improvement and a constant density is still used. This generates a decrease in the SWE<sub>GS</sub> accuracy, especially at the end of winter.

Even if the results of the present study reasonably capture the uncertainty trends estimated by the ESA study for the Canadian land cover region (*GlobSnow-2 Final Newsletter*, ESA; Derksen *et al.*, 2008), we systematically found higher uncertainties and biases.

**Table 3.5.** Summary of performance statistics for each land cover category over Eastern Canada. Database 1 is the complete database. Database 3 is the database without SWE<sub>gb</sub> > 150 mm and over a period from January to February. *r* is the correlation coefficient. The boreal forest class includes deciduous, coniferous and mixed forest classes.

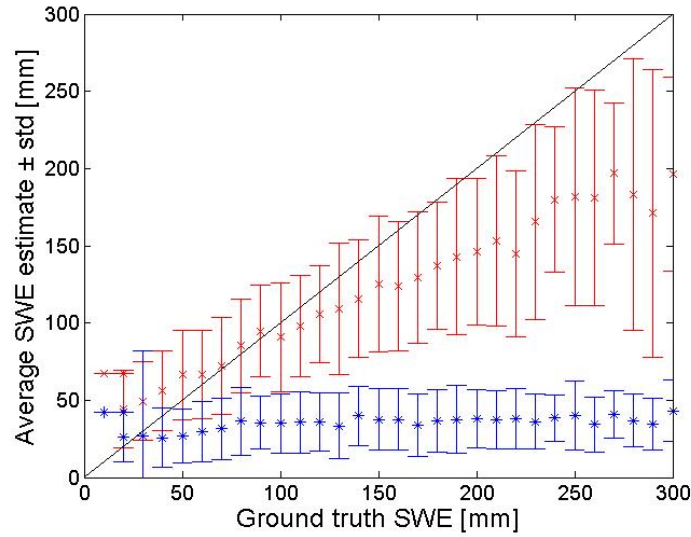
	Area	Land cover	Number of data	Mean SWE <sub>GS</sub> (mm)	Mean SWE <sub>gb</sub> (mm)	STD SWE <sub>GS</sub> (mm)	STD SWE <sub>gb</sub> (mm)	Unbiased RMSE (mm)	Bias (mm)	RMSE (mm)	<i>r</i>
<b>Database 1</b>	<b>Boreal Forests</b>		31 413	100.4	158.3	67.9	83.8	77.9	-57.9	97.1	0.49
<b>Database 3</b>	<b>Total</b>		9 436	84.7	87.4	48.0	34.0	44.3	-2.7	44.4	0.46
	<b>Boreal Forests</b>		7 886	87.3	89.8	49.1	33.9	45.3	-2.5	45.4	0.45
		<b>Coniferous</b>	1 652	113.8	108.5	50.7	27.8	47.6	5.3	47.9	0.39
		<b>Deciduous</b>	5 771	79.2	84.3	45.9	33.6	44.3	-5.1	44.6	0.42
		<b>Mixed Forest</b>	463	93.6	92.6	47.7	32.0	45.7	1.0	45.8	0.38
	<b>Open areas</b>	<b>Herbaceous</b>	1 336	71.5	72.7	35.9	31.1	36.3	-1.2	36.4	0.41
	<b>Subarctic snow</b>	<b>Tundra</b>	47	109.7	85.3	38.4	32.2	32.5	24.4	40.7	0.58



**Figure 3.9.** Evaluation of the GS-2 database for Eastern Canada,  $SWE_{GS}$  are compared to ground-based measurements (using Database 3) for each land cover class: (a) Coniferous; (b) Deciduous; (c) Mixed forest; (d) Herbaceous; (e) Tundra. The color scale represents the data density of scattered points, computed by using circles (radius of 20) centered at each data point.

### 3.3.4 Comparison with the AMSR-E SWE product

The AMSR-E SWE product ( $SWE_{AMSR-E}$ ) and GS-2  $SWE_{GS}$  results were compared to *in situ* observations from 2002 to 2009, for January-February only (total of 2 128 SWE matched data points). Fig. 3.10 shows results for both products, while Table 3.6 gives detailed statistics for each database. Over Eastern Canada,  $SWE_{AMSR-E}$  is particularly underestimated and shows a large RMSE of 165.6 mm, with very weak SWE variability. This approach seems to be affected by several contributions within the same cell, since radiation is particularly affected by land cover as well as by snow grain morphology (grain size, grain morphology, refreezing crust) and snow condition (dry and wet snow), which are conditioned by climate conditions (Dong *et al.*, 2005). Consequently, the accuracy of  $SWE_{AMSR-E}$  is particularly low for deeper snowpacks, especially when SWE is higher than 60 mm (Fig. 3.10). The effects of vegetation and lakes also produce complex microwave signals, which have a negative impact on the SWE retrieval (Foster *et al.*, 2005). Indeed, the variation of land cover percentage within grid cells, more specifically forest and water, greatly affects the radiometric value measured by satellites. Forest emissivity may be very high (close to 0.9), and it hides the signature of the underlying snow. In addition, when ice is forming over water surfaces, the upwelling radiation of lakes at high frequencies (85 and 37 GHz) comes mainly from the ice cover, which behaves as a microwave emitter. Thus, any increase in percentage of "thin snow covered lake ice" within a pixel could increase its radiometric value. At lower frequency, the contribution of water bodies acts as a specular reflector and the emissivity remains low (De Sève *et al.*, 1997). The GlobSnow-2 algorithm, which combines information from both satellite observations and ground-based snow-depth measurements through an assimilation process, improves the estimates of SWE with an overall RMSE of 71.1 mm. The overall bias (-36.1 mm) is clearly lower than the one obtained with  $SWE_{AMSR-E}$  (-90.2 mm) (Table 3.6). The  $SWE_{GS}$  is less sensitive to deep snow conditions, although for SWE values above 150 mm this sensitivity is high (see Section 3.3.5). These results, which show the improvement obtained by using the GlobSnow-2 assimilation algorithm over Eastern Canada (below 58°N), are in agreement with those obtained by the ESA program for Finland between 2005 and 2008 (Luoju *et al.*, 2014).



**Figure 3.10.** The  $SWE_{AMSR-E}$  and GS-2 SWE results are compared to *in situ* observations from 2002 to 2009, for January-February only.

**Table 3.6.** Summary of performance metrics for the AMSR-E product ( $SWE_{AMSR-E}$ ) and the GS-2 SWE product ( $SWE_{GS}$ ) from 2002 to 2009, for January-February only.

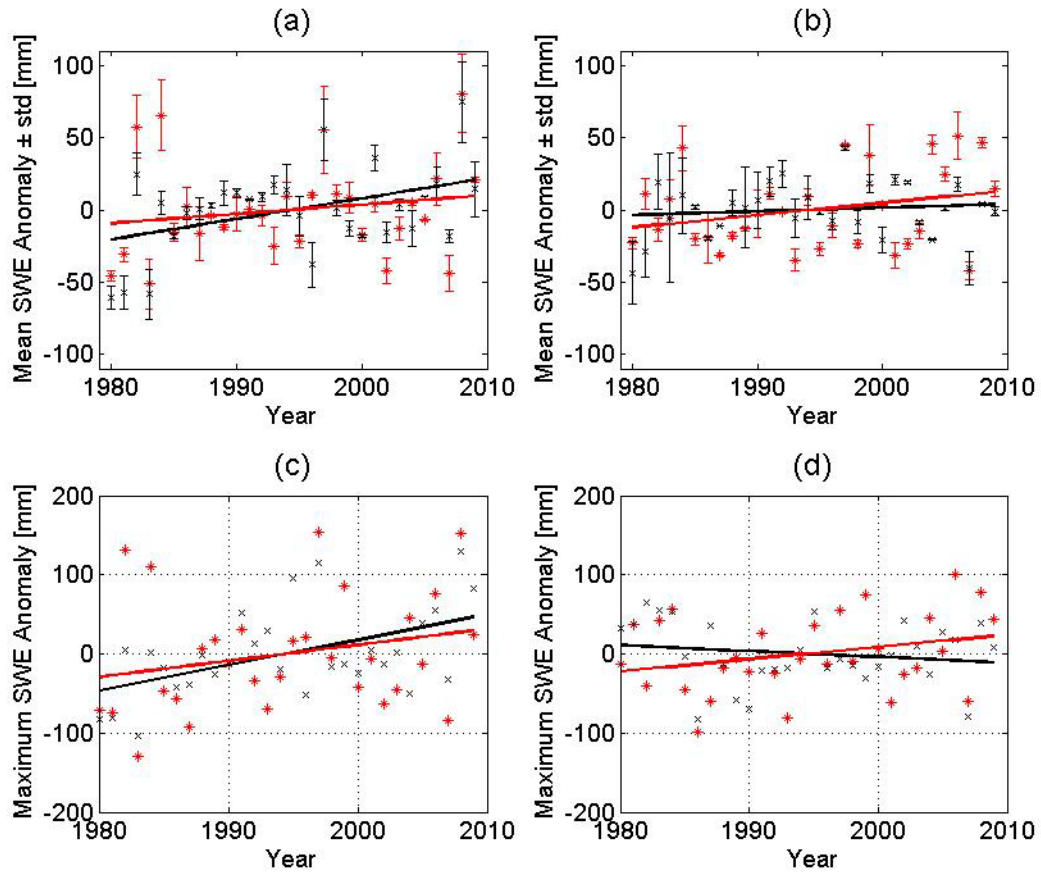
	$SWE_{gb}$	$SWE_{AMSR-E}$	$SWE_{GS}$
Mean (mm)	154.3	64.2	118.2
STD (mm)	76.0	111.4	59.2
RMSE (mm)		165.6	71.1
Bias (mm)		- 90.2	- 36.1
PE (%)		58.1	23.4

### 3.3.5 Evaluation of the annual mean and maximum SWE trends

Figs. 3.11a and 3.11b show the inter-annual variabilities of the yearly mean SWE anomaly, for northern and southern Québec respectively, and estimated with the Database 4 (see Section 3.3.6). For the southern area, linear trends show an increase for both the GS-2 product and observations (slope of 1.4 and 0.6 mm/year respectively). For the northern region the observed trends are not significantly different from zero (slope of 0.8 and 0.3 mm/yr respectively). The temporal trends of the annual mean SWE anomaly are not statistically

significant ( $p\text{-value} < 0.01$ ) and the inter-annual variations between annual mean  $\text{SWE}_{\text{GS}}$  and  $\text{SWE}_{\text{gb}}$  appear relatively consistent.

The measured  $\text{SWE}_{\text{max}}$  values averaged over the Québec area occur generally in February: maximum SWE are  $266.9 \pm 49.5$  mm for February and  $143 \pm 148.6$  mm for March in the north, while the corresponding values for the south are respectively  $187.5 \pm 51.4$  mm and  $102 \pm 113.5$  mm; but note the strong variability (standard deviation) in March. Fig. 3.11c (2.11d) shows the  $\text{SWE}_{\text{max}}$  anomaly trends estimated for the southern (northern) regions described above. In the south, the  $\text{SWE}_{\text{max,GS}}$  anomaly trend suggests a significant increase in snow accumulation in agreement with observations (slope of 3.2 and 2.0 mm/yr respectively). In contrast, over the northern area, the  $\text{SWE}_{\text{max,GS}}$  anomaly trend suggests a decrease (slope of -0.7 mm/yr), which is not consistent with the measurements (slope of +1.5 mm/yr). Note that Figs. 3.11c and 2.11d show strong variability of the inter-annual  $\text{SWE}_{\text{max}}$ , as discussed by Brown (2010). It has been shown that, over the past six decades, Québec is particularly subject to regional variability of the inter-annual  $\text{SWE}_{\text{max}}$ , especially during the spring (Vincent *et al.*, 2015), which complicates the analysis over only two areas in Québec.



**Figure 3.11.** (a) Annual mean SWE anomaly time series, associated with the standard deviations for both datasets (ground database in red and GS-2 database in black), and over the southern area, defined by the herbaceous and deciduous areas. (b) Same as (a) for the northern area, defined by the coniferous and tundra areas. (c) Same as (a) for the maximum SWE anomaly time series. (d) Same as (b) for the maximum SWE anomaly time series. The lines represent the linear SWE regression in time. The complete Hydro-Québec database from 1980 to 2009 was used, over a December to March period.

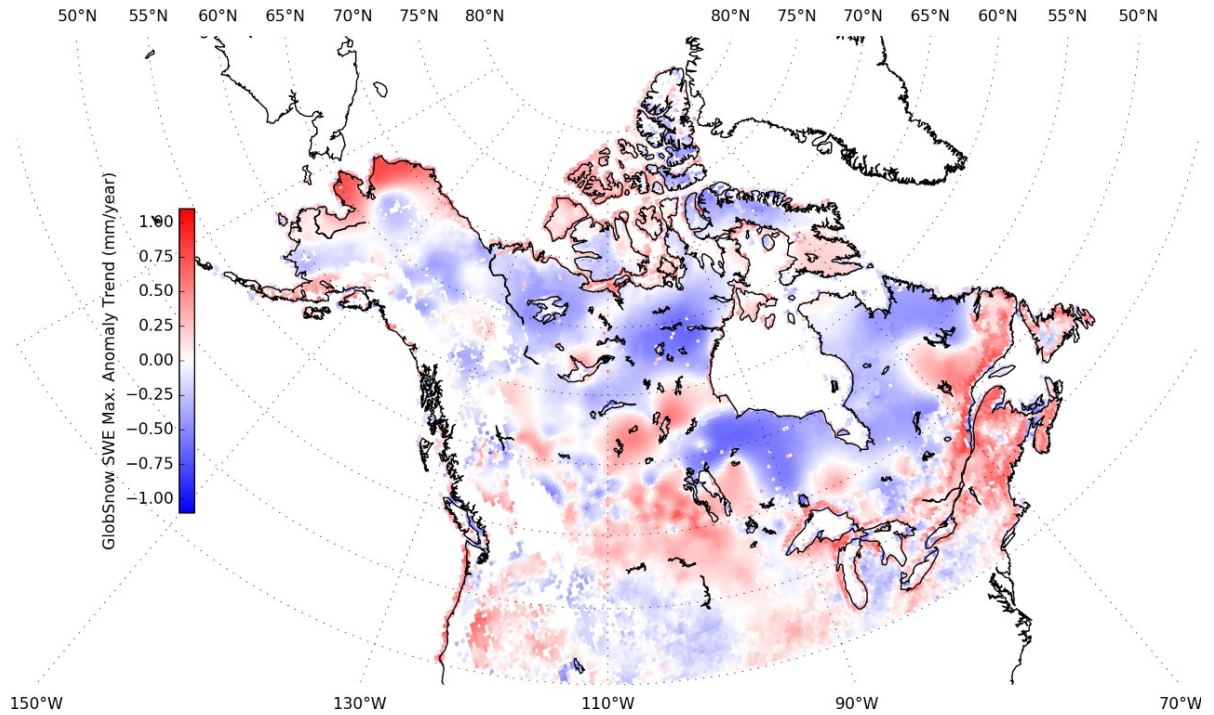
### 3.3.6 Spatial variability of the trends of GS-2 maximum SWE anomalies over North America.

Fig. 3.12 shows the anomaly trend in the annual  $SWE_{max,GS}$  for the period 1980-2009 over North America. Results stress a significant positive trend across the maritime area of Québec, where an important number of snow surveys used in previous sections are located. This probably led to the positive trend of  $SWE_{max}$  anomalies previously shown (Fig. 3.11c) for southern area of Québec (delimited by deciduous and herbaceous classes). Overall, across



Canada and Alaska, there is important regional variabilities with a general North-South contrast of the  $SWE_{max,GB}$  anomaly trends (decreasing trend in the North and increasing trend toward the South), in agreement with the annual measured maximum snow depth anomalies obtained by Zhang (2011) from 1950 to 2007, also documented in Vincent and Mekis (2006). However, over north-western Alaska area, the  $SWE_{max,GS}$  trend significantly increases as predicted by model consensus over Arctic high latitudes (Brown and Mote, 2009).

The similarities between annual maximum GS-2 and *in situ* SWE trends shown in Section 3.4.5 (also observed for the bias trend, relatively constant, between both datasets over time) for the Québec area, validated to extend the analysis at the continental scale (i.e. North America), highlighting a strong regional variability. The annual maximum SWE anomaly trend in response to global warming is difficult to analyse, given its link with both variations on precipitations falling as snow and temperatures, and appear less spatially coherent. Moreover, the  $SWE_{max}$  variable is highly sensitive to metamorphism within the snowpack, impacting the snow density evolution which is sensitive to regional climate conditions. These processes, difficult to capture using satellite remote sensing, could lead to errors in the interpretation of climate change impacts on snow evolution.



**Figure 3.12.** Anomaly trend in the annual  $SWE_{max}$  for the 1980-2009 period using the GS-2 time series.

### 3.4 Summary and conclusions

This study evaluates the GS-2 SWE product over an eco-latitudinal gradient in Eastern Canada using an extensive ground-based dataset. The assimilation approach used to estimate GS-2 SWE values clearly improves the accuracy level by reducing the relative percentage of error by about 30%, compared with a typical stand-alone algorithm based on TB channel difference ( $SWE_{AMSR-E}$ ). Over the study area, which was mainly forested, the RMSE between GS-2 and ground-based SWE data is  $94.1 \pm 20.3$  mm with the complete database (Database 1); which is significantly higher than the objective of 40 mm. Without wet snow and deep snow conditions (Database 3), the GS-2 SWE root mean square error was about  $44.4 \pm 10.4$  mm, with a coefficient of correlation (R) of 0.46. Retrieval sensitivity to land cover and forest cover fraction has been studied: the highest SWE uncertainties were for dense boreal forest areas, showing that the effects of both dense vegetation and deep boreal forest snow on the microwave signal can have significant impacts on this product. There is an exponential trend of the unbiased RMS for  $SWE_{GS}$  according to the fraction of forest

cover, but the impact on RMSE is relatively small for forest fraction below 70% in a 25km EASE-Grid cell. In addition, a comparison of biases with and without the 150-mm threshold on  $SWE_{gb}$  (-20.2 mm and -54.8 mm, respectively) shows that deep snow conditions are a major source of uncertainties in algorithms using  $T_B$ , due to the saturation of the penetration depth at 37 GHz.

The sparse distribution of SD observations used by GlobSnow-2 in northern areas of Eastern Canada prevents the capture of the spatial and temporal SWE variability required in an operational context for hydrological applications. Hydropower management requires SWE biases lower than ~20 mm for typical winter snowpack conditions over Eastern Canada (average  $SWE_{max}$  ~150 mm to meet accuracy requirements of 15%). In Eastern Canada, according to 34 513 matched SWE measurements, the overall percentage of error of the GS-2 SWE product is 35.9% and the bias is  $-54.8 \pm 21.9$  mm. Over boreal forest areas, where the most important hydrological complexes are located in Québec, the relative percentage error increases to 36.6% (RMSE of  $97.1 \pm 20.3$  mm and bias of  $-57.9 \pm 22.2$  mm). Nevertheless, the GS-2 product can provide useful information about the overall spatial and temporal snow cover distribution to improve hydrological model simulations, especially at the beginning and end of the snow season, before snowmelt (Hancock *et al.* 2013; Berezowski *et al.*, 2015; Sospedra-Alfonso *et al.*, 2016). Indeed, assimilation allows to correct model error or input uncertainties with a more relaxed accuracy requirement as long as the uncertainty of the data is known (Quaife *et al.*, 2008; Lewis *et al.*, 2012). To accurately map SWE, more complex approaches, which take into account a range of parameters in the assimilation process, should be explored. Given the sensitivity of SWE to precipitation and to metamorphism associated with the winter climate, the use of a snow model coupled with a radiative transfer model to assimilate  $T_B$  by optimizing the initialization of atmospheric variables appears to be a promising approach (Durand *et al.*, 2009; Brucker *et al.* 2010, Langlois *et al.*, 2012). This technique could allow us to estimate a SWE without the need for ground data and represents an interesting alternative for remote areas.

The bias between the annual mean SWE anomaly trends between both observed and GS-2 data for long-term observations (over 30 years) appear relatively constant. The average

SWE<sub>GS</sub> time series can help us to better understand climate impacts, and thus to adapt monitoring tools for hydrological operations, whereas the annual maximum SWE<sub>GS</sub> trend has to be used carefully given the high regional variability of the inter-annual SWE<sub>max</sub>.

**Acknowledgements.** The authors would like to thank Lucie Lozach (Centre d'Applications et de Recherches en Télédétection, University of Sherbrooke) for assistance in database processing and Chris Derksen (Environment Canada) for providing some SWE data. A special thanks to all the data providers: National Institute for Scientific Research of Québec and Hydro-Québec, the European Space Agency, the NSIDC, the Finnish Meteorological Institute, the MSC and the MDDEP. This project was supported by NSERC-Canada, MITACS, IREQ and FRQ-NT-Québec. The authors also thank both reviewers and the editor for their insightful comments, in particular Ross Brown (Environment Canada, Montréal).

## Références

- Albert, M.R., Hardy, J.P., Marsh, P., 1993. An introduction to snow hydrology and its integration with physical, chemical and biological systems. In: Hardy, J., Albert, M.R., Marsh, P. (Eds.), *SnowHydrology: The Integration of Physical Chemical and Biological Systems*. John Wiley and Sons (373 pp).
- André, C., Ottlé, C., Royer, A., Maignan, F., 2015. Land surface temperature retrieval over circumpolar Arctic using SSM/I-SSMIS and MODIS data. *Remote Sens. Environ.* 162, 1–10.
- Armstrong, R.L., Brodzik, M.J., 1999. A twenty year record of global snow cover fluctuations derived from passive microwave remote sensing data. Fifth Conf. *On Polar Meteorology & Oceanography*. Am. Met. Soc, Dallas, Texas, USA, pp. 113–117.
- Armstrong, R.L., Knowles, K.W., Brodzik, M.J., Hardman, M.A., 1994. DMSP SSM/I Pathfinder Daily EASE-grid Brightness Temperatures, Jan 1987–Jul 2008. *National Snow and Ice Data Center Digital media*, Boulder, Colorado USA (updated 2009).
- Barnett, T.P., Adam, J.C., Lettenmaier, D.P., 2005. Potential impacts of a warming climate on water availability in snow-dominated regions. *Nature* 438, 303–309.
- Berezowski, T., Chormaeski, J., Batelaan, O., 2015. Skill of remote sensing snow products for distributed runoff prediction. *J. Hydrol.* 524, 718–732.

- Bjørge, E., Johannessen, O.M., Miles, M.W., 1997. Analysis of merged SMMR-SSMI time series of Arctic and Antarctic sea ice parameters 1978–1995. *Geophys. Res. Lett.* 24, 413–416.
- Brown, R., 2007. The snow climate of Quebec: A compilation of data sources and information for characterizing the snow cover of Québec. *Ouranos Internal Report November 27, 2007*.
- Brown, R.D., 2010. Analysis of snow cover variability and change in Québec, 1948–2005. *Hydrol. Process.* 24:1929–1954. <http://dx.doi.org/10.1002/hyp.7565>.
- Brown, R., Mote, W.P., 2009. The response of Northern Hemisphere snow cover to a changing climate. *J. Clim.* 22:2124–2145. <http://dx.doi.org/10.1175/2008JCLI2665.1>.
- Brown, R., Robinson, D., 2011. Northern Hemisphere spring snow cover variability and change over 1922–2010 including an assessment of uncertainty. *The Cryosphere* 5, 219–229.
- Brown, R., Tapsoba, D., 2007. Improved mapping of snow water equivalent over Quebec. *64th Eastern Snow Conference St. John's, Newfoundland, Canada*.
- Brucker, L., Royer, A., Picard, G., Langlois, A., Fily, M., 2010. Hourly simulations of seasonal snow microwave brightness temperature using coupled snow evolution-emission models in Québec, Canada. *Remote Sens. Environ.* 115, 1966–1977.
- Chang, A.T.C., Foster, J.L., Hall, D.K., 1987. Nimbus-7 derived global snow cover parameters. *Ann. Glaciol.* 9, 39–44.
- Chang, A.T.C., Foster, J.L., Hall, D.K., 1996. Effects of forest on the snow parameters derived from microwave measurements during the BOREAS winter field campaign. *Hydrol. Process.* 10, 1565–1574.
- De Sève, D., Bernier, M., Fortin, J.P., Walker, A.E., 1997. Preliminary analysis of the snow microwave radiometry using SSM/I passive microwave data: the case of the La Grande River watershed (Québec). *Ann. Glaciol.* 25, 353–361.
- De Sève, D., Bernier, M., Fortin, J.P., Walker, A., 1999. Spatio-temporal analysis of microwave radiometry of snowcover with SSM/I data in a taïga area. *Eastern Snow Conference*, pp. 200–205 (Fredericton, Canada, June 1999).
- De Sève, D., Evora, N.D., Tapsoba, D., 2007. Comparison of three algorithms for estimating SnowWater Equivalent (SWE) over the La Grande River watershed using SSM/I data in the context of Hydro-Québec's hydraulic power management. Conference: Geosci. Rem. Sens. Symp., 2007. IGARSS 2007. *IEEE International* <http://dx.doi.org/10.1109/IGARSS.2007.4423791>.
- Dechant, C., Moradkhani, H., 2011. Radiance data assimilation for operational snow and streamflow forecasting. *Adv. Water Resour.* 34 (3), 351–364.

- Derksen, C., 2008. The contribution of AMSR-E 18.7 and 10.7 GHz measurements to improved boreal forest snow water equivalent retrievals. *Remote Sens. Environ.* 112, 2700–2709.
- Derksen, C., Walker, A.E., 2003. Identification of systematic bias in the cross-platform (SMMR and SSM/I) EASE-grid brightness temperature time series. *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* 41 (4), 910–915.
- Derksen, C., Walker, A., Goodison, B., 2005. Evaluation of passive microwave snow water equivalent retrievals across the boreal forest/tundra transition of western Canada. *Remote Sens. Environ.* 96 (3–4), 315–327.
- Dong, J., Walker, J.P., Houser, P.R., 2005. Factors affecting remotely sensed snow water equivalent uncertainty. *Remote Sens. Environ.* 97 (1):68–82. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2005.04.010>.
- Durand, M., Kim, E.J., Margulis, S.A., 2009. Radiance assimilation shows promise for snowpack characterization. *Geophys. Res. Lett.* 36:L02503. <http://dx.doi.org/10.1029/2008GL035214>.
- Foster, J.L., Sun, C., Walker, J.P., Kelly, R., Chang, A., Dong, J., Powell, H., 2005. Quantifying the uncertainty in passive microwave snow water equivalent observations. *Remote Sens. Environ.* 94, 187–203.
- Green, J., Kongoli, C., Prakash, A., Sturm, M., Duguay, C., Li, S., 2012. Quantifying the relationships between lake fraction, snow water equivalent and snow depth, and microwave brightness temperatures in an arctic tundra landscape. *Remote Sens. Environ.* 127, 329–340.
- Hall, D.K., Riggs, G.A., Salomonson, V.V., DiGirolamo, N.E., Bayr, K.A., 2002. MODIS snowcover products. *Remote Sens. Environ.* 83, 181–194.
- Hallikainen, M., Jolma, P.A., 1992. Comparison of algorithms for retrieval of snow water equivalent from Nimbus-7 SMMR data in Finland. *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* 30 (1), 124–131.
- Hancock, S., Baxter, R., Evans, J., Huntley, B., 2013. Evaluating global snow water equivalent products for testing land surface models. *Remote Sens. Environ.* 128, 107–117.
- Kang, K.K., Duguay, C.R., Howell, S.E.L., Derksen, C.P., Kelly, R.E.J., 2010. Sensitivity of AMSR-E brightness temperatures to the seasonal evolution of lake ice thickness. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 7 (4), 751–755.
- Kelly, R.E.J., 2009. The AMSR-E snow depth algorithm: description and initial results. *J. of The Remote Sensing Society of Japan* 29 (1), 307–317 (GLI/AMSR special issue).
- Kelly, R., Chang, A.T.C., Tsang, L., Foster, J., 2003. A prototype AMSR-E global snow area and snow depth algorithm. *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* 41 (2), 230–242.
- Klehmet, K., Geyer, B., Rockel, B., 2013. A regional climate model hindcast for Siberia: analysis of snow water equivalent. *The Cryosphere* 7, 1017–1034.

- Langlois, A., Royer, A., Goïta, K., 2010. Analysis of simulated and spaceborne passive microwave brightness temperatures using in situ measurements of snow and vegetation properties, *Can. J. Remote Sens.* 36, S135–S148.
- Langlois, A., Royer, A., Derksen, C., Montpetit, B., Dupont, F., Goïta, K., 2012. Coupling of the snow thermodynamic model SNOWPACK with the Microwave Emission Model for Layered Snowpacks (MEMLS) for subarctic and arctic Snow Water Equivalent retrievals. *Water Resour. Res.* 48:W12524. <http://dx.doi.org/10.1029/2012WR012133>.
- Lewis, P., Gomez-Dans, J., Kaminski, T., Settle, J., Quaife, T., Gobron, N., Styles, J., Berger, M., 2012. An earth observation land data assimilation system (EO-LDAS). *Remote Sens. Environ.* 120, 219–235.
- Liu, J., Li, Z., 2013. Temporal series analysis of snow water equivalent of satellite passive microwave data in northern seasonal snow classes (1978–2010). *Proc. of the IEEE International Geosci. Rem. Sens. Symposium (IGARSS)*, Melbourne, VIC, 2013: pp. 3606–3609 <http://dx.doi.org/10.1109/IGARSS.2013.6723610>.
- Luoju, K., Pulliainen, J., Takala, M., Derksen, C., Rott, H., Nagler, T., Solberg, R., Wiesmann, A., Metsämäki, S., Malnes, E., Bojkov, B., 2010. Investigating the feasibility of the GlobSnow snow water equivalent data for climate research purposes. *Geosci. Rem. Sens. Symposium (IGARSS)*, 2010 *IEEE International*: pp. 4851–4853 <http://dx.doi.org/10.1109/IGARSS.2010.5741987> (25–30 July 2010).
- Luoju, K., Pulliainen, J., Takala, M., Lemmetyinen, J., Smolander, T., Derksen, C., 2014. The GlobSnow Snow Water Equivalent Product. 22 July 2014 – *SnowPEX ISSPI-1*, College Park, Maryland, USA.
- Mätzler, C., 1994. Passive microwave signatures of landscapes in winter. *Meteorog. Atmos. Phys.* 54, 241–260.
- Matzler, C., Schanda, E., Good, W., 1982. Towards the definition of optimum sensor specifications for microwave remote sensing of snow. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* GE-20, 57–66.
- Meteorological Service of Canada, 2000. Canadian Snow Data CD-ROM. CRYSYS Project. Climate Processes and Earth Observation Division, *Meteorological Service of Canada*, Downsview, Ontario.
- Mote, P.W., Hamlet, A.F., Clark, M.P., Lettenmaier, D.P., 2005. Declining mountain snowpack in western North America. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 86, 39–49.
- Mudryk, L.R., Derksen, C., Kushner, P.J., Brown, R., 2015. Characterization of Northern Hemisphere snow water equivalent datasets, 1981–2010. *J. Clim.* <http://dx.doi.org/10.1175/JCLI-D-15-0229.1>.
- Ouranos, 2015. *Towards Adaptation: Synthesis on climate change knowledge in Québec 2015 Edition*. Available on line. <http://www.ouranos.ca/en/synthesis2015/> (Summary in English, 13 p. and complete report in French, 415 p., Montréal, Québec, Canada).

- Pardé, M., Goïta, K., Royer, A., 2007. Inversion of a passive microwave snow emission model for water equivalent estimation using airborne and satellite data. *Remote Sens. Environ.* 111, 346–356.
- Pulliainen, J., 2006. Mapping of snowwater equivalent and snowdepth in boreal and subarctic zones by assimilating space-borne microwave radiometer data and groundbased observations. *Remote Sens. Environ.* 101, 257–269.
- Pulliainen, J., Hallikainen, M., 2001. Retrieval of regional snow water equivalent from spaceborne passive microwave observations. *Remote Sens. Environ.* 75 (1), 76–85.
- Quaife, T., Lewis, P., De Kauwe, M., Williams, M., Law, B.E., Disney, M., Bowyer, P., 2008. Assimilating canopy reflectance data into an ecosystem model with an Ensemble Kalman Filter. *Remote Sens. Environ.* 112 (4), 1347–1364.
- Räisänen, J., 2007. *Warmer climate: less or more snow?* Clim. Dyn. 30:307–319. <http://dx.doi.org/10.1007/s00382-007-0289-y>.
- Rott, H., Yueh, S.H., Cline, D.W., Duguay, C., Essery, R., Haas, C., Hélière, F., Kern, M.G., Malnes, E., Nagler, T., Pulliainen, J., Rebhan, H., Thompson, A., 2010. Cold regions hydrology high-resolution observatory for Snow and Cold Land Processes. *Proc. IEEE* 98 (5):752–765. <http://dx.doi.org/10.1109/JPROC.2009.2038947>.
- Roy, V., Goïta, K., Royer, A., Walker, A., Goodison, B., 2004. Snowwater equivalent retrieval in a Canadian boreal environment from microwave measurements using the HUT snow emission model. *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* 42 (9), 1850–1859.
- Roy, A., Royer, A., Turcotte, R., 2010. Improvement of springtime streamflow simulations in a boreal environment by incorporating snow-covered area derived from remote sensing data. *J. Hydrol.* 390, 35–44.
- Roy, A., Royer, A., Wigneron, J.-P., Langlois, A., Bergeron, J., Cliché, P., 2012. A simple parameterization for a boreal forest radiative transfer model at microwave frequencies. *Remote Sens. Environ.* 124, 371–383.
- Roy, A., Royer, A., Montpetit, B., Langlois, A., 2015. Microwave snow emission modeling of boreal forest. *Proc. of the Int. Geosci. Rem. Sens. Symp. 2015 (IGARSS 2015) Paper #8044*, July 26–31, 2015, Milan, Italy (4 p).
- Royer, A., Poirier, S., 2010. Surface temperature spatial and temporal variations in North America from homogenized satellite SMMR-SSM/I microwave measurements and reanalysis for 1979–2008. *J. Geophys. Res. Atmos.* 115, D08110.
- Schultz, G.A., Barrett, E.C., 1989. Advances in remote sensing for hydrology and water resources management. Tech. Doc. *In Hydrology*, UNESCO (102 pp).
- Seidel, K., Martinec, J., 2004. *Remote Sensing in Snow Hydrology: Runoff Modelling, Effect of Climate Change*. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg New-York (150p).
- SeNorge, 2009. Normal Annual Maximum of Snow Amount in mm for Normal Period 1961–1990. *Norwegian Water Resources and Energy Directorate and the Norwegian Meteorological Institute*. Available at. <http://senorge.no>.



- Sospedra-Alfonso, R., Mudryk, L., Merryfield, W., Derksen, C., 2016. Representation of snow in the Canadian seasonal to interannual prediction system. Part I: initialization. *J. Hydrometeorol.* 17 (5), 1467–1488. 276
- Stewart, I.T., Cayan, D.R., Dettinger, M.D., 2005. Changes toward earlier streamflow timing in western North America. *J. Clim.* 18, 1136–1155. Sturm, M., Liston, G.E., 2003. The snow cover on lakes of the arctic coastal plain of Alaska, USA. *J. Glaciol.* 49, 370–380.
- Sturm, M., Olmgren, H., Liston, G.E., 1995. A seasonal snow cover classification scheme for local to global applications. *J. Clim.* 8 (5), 1261–1283 (Part 2). SWIPA, 2011. Snow, Water, Ice, and Permafrost in the Arctic (SWIPA), Executive Summary, *Arctic Monitoring and Assessment Program (AMAP) Secretariat*. Oslo, Norway, available at. <http://www.amap.no/> (16 pp., 2011).
- Takala, O.M., Pulliainen, J., Metsämäki, S., Koskinen, J., 2009. Detection of snowmelt using spaceborne microwave radiometer data in Eurasia from 1979 to 2007. *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* 47, 2996–3007.
- Takala, M., Luojus, K., Pulliainen, J., Derksen, C., Lemmetyinen, J., Kärnä, J.-P., Koskinen, J., Bojkov, B., 2011. Estimating northern hemisphere snow water equivalent for climate research through assimilation of space-borne radiometer data and ground-based measurements. *Remote Sens. Environ.* 115 (12), 3517–3529.
- Tapsoba, D., Fortin, V., Anctil, F., Haché, M., 2005. Apport de la technique du krigeage avec dérive externe pour une cartographie raisonnée de l'équivalent en eau de la neige: application aux bassins de la rivière Gatineau. *Can. J. Civ. Eng.* 32 (1), 289–297 (9).
- Tedesco, M., Kelly, R., Foster, J.L., Chang, A.T.C., 2004. AMSR-E/Aqua Daily L3 Global Snow Water Equivalent EASE-Grids. Version 2. NASA National Snow and Ice data center *Distributed Active Archive Center*, Boulder, Colorado USA [http://dx.doi.org/10.5067/AMSR-E/AE\\_DYSNO.002](http://dx.doi.org/10.5067/AMSR-E/AE_DYSNO.002).
- Touré, A., Goïta, K., Royer, A., Kim, E., Durand, M., Margulis, S.A., Lu, H., 2011. A case study of using a multi-layered Thermo-dynamical snow model for radiance assimilation. *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* 49 (8), 2828–2837.
- Turcotte, R., Fortin, L.-G., Fortin, V., Fortin, J.-P., Villeneuve, J.-P., 2007. Operational analysis of the spatial distribution and the — temporal evolution of the snowpack water equivalent in |southern Quebec, Canada. *Hydrol. Res.* 38 (3): 211–234. <http://dx.doi.org/10.2166/nh.2007.009>.
- Turcotte, R., Fortier-Filion, T.-C., Fortin, V., Roy, A., Royer, A., 2010. Simulation hydrologiques des derniers jours de la crue du printemps: le problème de la neige manquante. *Hydrol. Sci. J.* 55 (6):872–882. <http://dx.doi.org/10.1080/02626667.2010.503933>.
- Urban, M., Forkel, M., Eberle, J., Hüttich, C., Schmullius, C., Herold, M., 2014. Pan-Arctic climate and land cover trends derived from multi-variate and multi-scale analyses (1981–2012). *Remote Sens.* 6:2296–2316. <http://dx.doi.org/10.3390/rs6032296>.

- Vachon, F., Goïta, K., De Sève, D., Royer, A., 2010. Inversion of a Snow Emission Model calibrated with in situ data for snow water equivalent monitoring. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 48 (1), 59–71.
- Vachon, F., De Sève, D., Choquette, Y., Guay, F., 2012. SWE retrieval over a forested watershed using a snow emission model inversion algorithm. Proc. of the 2012 *IEEE International Geosci. Rem. Sens. Symp.*, Munich, Ge: pp. 4414–4417 <http://dx.doi.org/10.1109/IGARSS.2012.6350394>.
- Vachon, F., De Sève, D., Choquette, Y., Guay, F., 2015. SWE monitoring during the winter and spring melt by combining microwaves remote sensing data, modeling and ground data. Proc. of the *IEEE International Geosci. Rem. Sens. Symp. (IGARSS- 2015)*, pp. 5201–5204.
- Vikhamar-Schuler, D., Beldring, S., Førland, E.J., Roald, L.A., Engen-Skaugen, T., 2006. Snow Cover and Snow Water Equivalent in Norway: Current Conditions (1961–1990) and Scenarios for the Future (2071–2100). Met.No Climate Report no. 01/2006, *Norwegian Meteorological Institute*, Oslo, Norway.
- Vincent, L.A., Mekis, E.J., 2006. Changes in daily and extreme temperature and precipitation indices for Canada over the twentieth century. *Atmosphere-Ocean* 44 (2), 177–193.
- Vincent, L.A., Zhang, X., Brown, R., Feng, Y., Mekis, E.J., Milewska, E., Wan, H., Wang, X.L., 2015. Observed trends in Canada's climate and influence of low-frequency variability modes. *J. Clim.* 28, 4545–4560.
- Zhang, X., Brown, R., Vincent, L., Skinner, W., Feng, Y., Mekis, E., 2011. *Canadian climate trends, 1950–2007. Canadian Biodiversity: Ecosystem Status and Trends 2010*, Technical Thematic Report No. 5. Canadian Councils of Resource Ministers, Ottawa, ON.

### 3.5 Complément d'analyse de l'article 1

#### 3.5.1 Suivi journalier du produit SWE<sub>GS</sub>

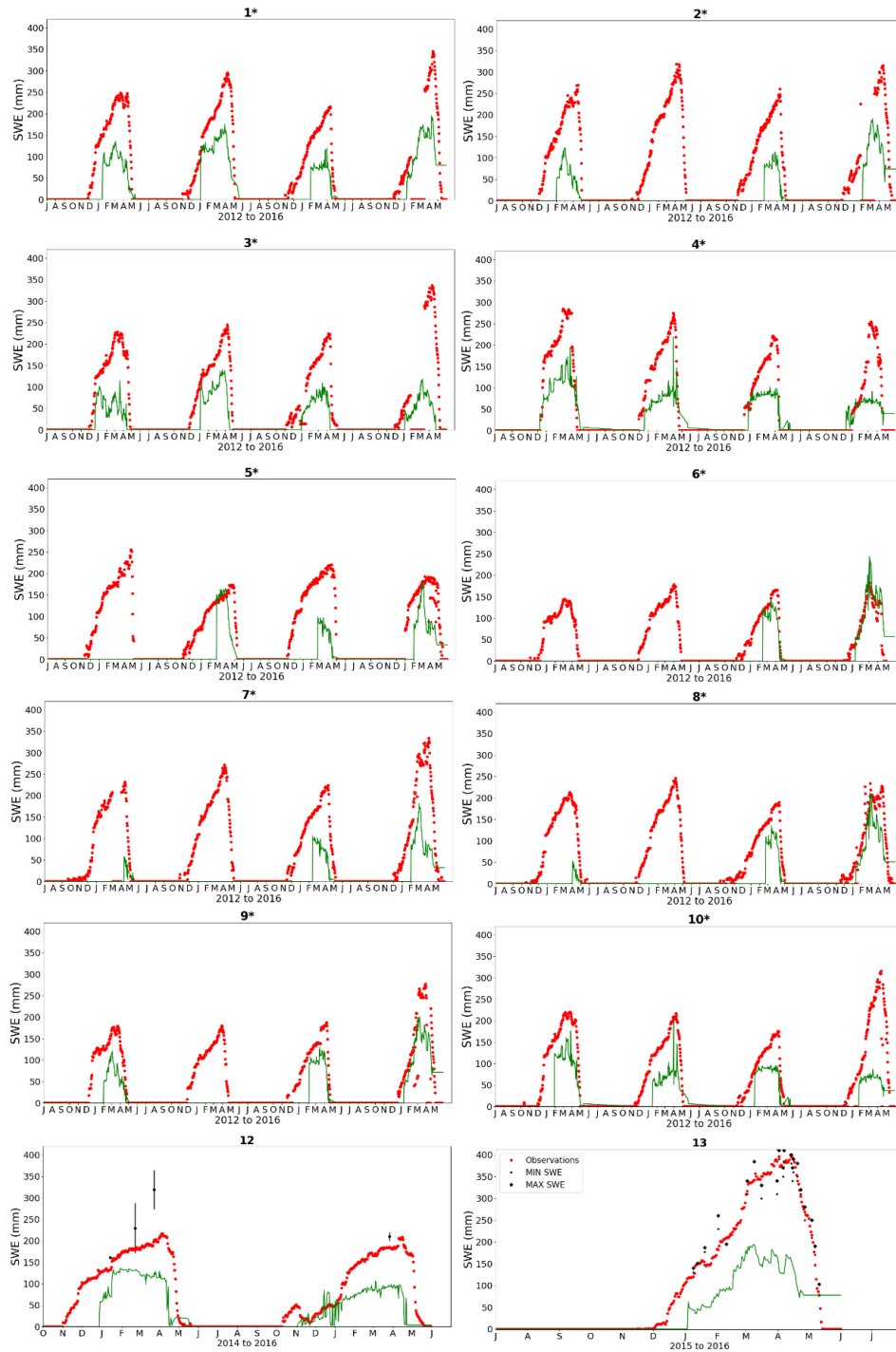
Les modèles d'optimisation d'HQ requièrent de suivre l'évolution du manteau nival tout au long de la saison hivernale car des décisions concernant les soutirages sont prises avant l'atteinte de la pointe de crue, qui peut être évaluée avec le SWE<sub>max</sub> (accumulation maximale de neige avant la fonte). Il est tout aussi important de bien anticiper le volume de crue que la pointe de crue pour une bonne gestion des barrages-réservoirs (communication personnelle Eric Crobeddu 2017). Pour cela, un suivi quotidien est très avantageux.

Dans cet article, le produit SWE<sub>GS</sub> a été comparé à une base de données de mesures de SWE bimensuelles. Son efficacité pour un suivi journalier n'a toutefois pas été explicitée. La performance journalière du SWE<sub>GS</sub> est ici étudiée à partir des mesures quotidiennes de SWE fournies par 13 capteurs GMON mesurant l'émission gamma du sol, sensible à l'humidité de surface, et donc au SWE (Section 1.2). Ces capteurs sont installés à travers un gradient nord-sud au Québec et fournissent des données de 2012 à 2016. Cette base de données est décrite plus en détail dans le Chapitre 4. Aucun traitement n'est appliqué au SWE<sub>GS</sub>. La Figure 3.13 illustre l'évolution du SWE<sub>GS</sub> comparée aux mesures de SWE pour les 11 premières stations de 2012 à 2016. La Table 3.7 résume les performances du SWE<sub>GS</sub>. Les statistiques sont estimées pour un SWE supérieur à 48 kg.m<sup>-2</sup>, soit une hauteur de neige approximativement au-dessus de 20 cm en considérant une densité moyenne de 240 kg.m<sup>-3</sup>.

Le SWE<sub>GS</sub> est correctement simulé pour certaines stations et certains hivers, comme pour les stations 6 et 8 durant l'hiver 2015-2016, mais une forte sous-estimation est généralement observée. Il est également remarquable que certaines années, ou certains mois, aucun SWE<sub>GS</sub> n'est simulé sans raison apparente. C'est le cas pour les stations 2 et 8 par exemple, durant l'hiver 2013/2014. Le SWE<sub>GS</sub> a un RMSE et un biais moyen de  $111.1 \pm 22.8$  kg.m<sup>-2</sup> et de  $-97.5 \pm 19.9$  kg.m<sup>-2</sup> respectivement. Ces résultats restent similaires à ceux présentés dans l'article, où un RMSE de  $94.1 \pm 20.3$  kg.m<sup>-2</sup> avait été estimé avec la base de données bimensuelle complète depuis 1979. Notons que cette analyse fait abstraction de la différence d'échelle spatiale entre l'observation à la station et satellitaire. L'écart-type moyen

de mesures de SWE dans un pixel EASE-Grid de  $25 \times 25 \text{ km}^2$  a été estimé dans l'article et est de  $14.3 \text{ kg.m}^{-2}$ . Cet écart est négligeable comparé au biais estimé entre les SWE GlobSnow2 et les mesures aux stations (Table 3.7). De plus, la Figure 3.13 met en mise en évidence l'instabilité du produit SWE<sub>GS</sub> (valeurs sous-estimées ou absence de valeurs). Si le SWE<sub>GS</sub> était utilisé pour réajuster un modèle hydrologique en début de saison (avant les conditions de neiges épaisses), cette instabilité pourrait générer un biais difficilement quantifiable ou détectable.

L'information sur l'accumulation maximale de neige en fin de saison, soit le SWE<sub>max</sub>, est aussi une information importante qui permet d'ajuster les modèles de prévision d'apport en eau juste avant la fonte des neiges. De 2012 à 2016, le SWE<sub>max,GS</sub> est sous-estimé de  $-122.1 \pm 74.3 \text{ kg.m}^{-2}$  (quand le SWE<sub>GS</sub> est différent de zéro). Cette analyse confirme la conclusion de l'article 1 (section précédente) déclarant que le produit SWE<sub>GS</sub> n'est pas adapté pour des applications hydrologiques.



**Figure 3.13.** Évolutions journalières du SWE<sub>Gs</sub> (vert) comparées aux mesures quotidiennes de SWE (en rouge) sur 12 stations. La base de données de SWE<sub>in situ</sub> et la localisation des stations sont détaillées dans le Chapitre 4, Section 4.3.3. Les traits verticaux noirs sur la station 12 représentent l'écart-type des mesures de SWE faites autour de la station lors de campagnes de mesures de terrain.

**Table 3.7.** Performances du SWE<sub>GS</sub> pour chaque station, pour des SWE mesurés supérieurs à 48 kg.m<sup>-2</sup>.

Sites #	RMSE	Biais	Erreur (%)	Biais SWE <sub>max</sub>	Moyennes	
					SWE <sub>obs</sub>	SWE <sub>sim</sub>
1	102.56	-92.05	58.05	-134.12	63.10	31.78
2	146.84	-128.80	81.94	-173.17	65.66	16.57
3	116.78	-99.50	65.96	-148.24	54.37	20.92
4	97.90	-83.22	52.36	-144.72	56.45	30.65
5	125.00	-109.04	78.21	-	62.92	14.20
6	89.70	-69.22	65.47	-	39.82	14.46
7	142.53	-126.93	84.37	-196.27	61.98	10.19
8	122.89	-105.18	77.54	-	55.87	13.32
9	88.21	-75.46	62.99	-94.88	44.22	19.02
10	97.36	-83.22	60.38	-125.20	55.72	23.82
12	80.98	-69.66	53.30	-97.58	78.62	37.23
13	153.35	-139.34	58.97	-205.15	105.31	47.63
Moyenne annuelle	114.90	-97.50	68.02	-146.59	58.03	20.83
Écart-type annuel	22.40	19.90	12.40	-148.66	16.30	40.90

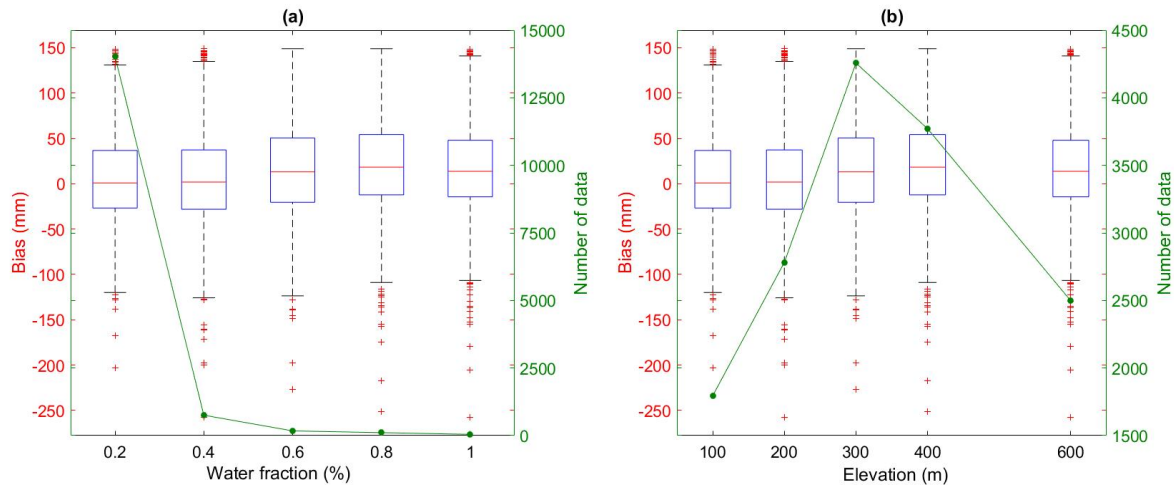
### 3.5.2 Effets de la fraction de lacs et de la topographie

Étant donné la longueur de l'article, certaines sections ont été raccourcies ou supprimées au profit d'autres résultats afin d'améliorer la fluidité de l'article. Nous revenons ici plus en détail sur la sensibilité du produit SWE<sub>GS</sub> à la fraction d'eau dans le pixel ainsi qu'à la topographie (Section 3.3.3).

Les lacs sont connus pour avoir un effet direct sur la distribution de la neige au sol et de son état. Le couvert neigeux y est souvent moins épais mais plus dense (Green *et al.*, 2012; Sturm and Liston, 2003). La glace sous la neige et son épaisseur peuvent aussi modifier le signal MOP (Kang *et al.*, 2010). Dans cette section, l'impact de ces contributions sur les performances du SWE<sub>GS</sub> est étudié. Le pourcentage de lacs dans chaque pixel est estimé à partir des cartes d'occupation du sol LCM 2005 (Land Cover Map of Canada, 2005) de résolution 1 km x 1 km et rééchantillonnées sur la projection EASE-Grid de résolution 25 km x 25 km. La Figure 3.14a montre la distribution du biais [SWE<sub>in situ</sub> – SWE<sub>GS</sub>] obtenu à partir de la base de données 'Database 3' (sans conditions de neiges humides et épaisses) en

fonction de la fraction d'eau, de 1980 à 2009. La valeur-p est inférieure à 0.01 et la performance du SWE<sub>GS</sub> n'est pas directement corrélée à la fraction de lacs dans le pixel. Notons que la majorité des mesures de SWE sont prises dans des zones avec une fraction d'eau inférieure à 20% et que le produit GlobSnow2 applique un masque sur les pixels incluant plus de 50% de surface d'eau. Avec notre base de données, le pourcentage de lacs n'était donc pas un paramètre significatif à prendre en compte dans l'analyse de sensibilité.

Une analyse similaire a été effectuée pour évaluer l'impact de la topographie sur le produit SWE<sub>GS</sub>. La topographie joue un rôle important sur la variabilité spatiale du manteau neigeux, et peut être un facteur déterminant pour la qualité de produits ayant une résolution spatiale de 25 km x 25 km. L'élévation moyenne pour chaque pixel de 25 km x 25 km incluant une mesure de SWE a été estimée à partir des cartes de relief GTOPO30 de résolution 1 km x 1 km. Rappelons que l'Est du Canada est caractérisé par un relief relativement plat : la majorité des mesures de SWE a été prise dans des zones avec une élévation moyenne de 400 m a.s.l (Figure 3.14b) et le biais du SWE<sub>GS</sub> obtenu avec la base de données 'Database 3' en fonction de l'élévation moyenne n'est pas significatif (valeur-p inférieure à 0.01).



**Figure 3.14.** (a) Distribution du biais du SWE<sub>GS</sub> (en rouge) et nombre de mesures de SWE (en vert) en fonction de la fraction d'eau dans une cellule EASE-Grid; (b) Pareil que (a) mais en fonction de l'élévation moyenne dans une cellule EASE-Grid. Pour chaque boîte à moustache, le trait central représente la médiane et les extrémités de la boîte représentent le 25<sup>ème</sup> et le 75<sup>ème</sup> percentiles.

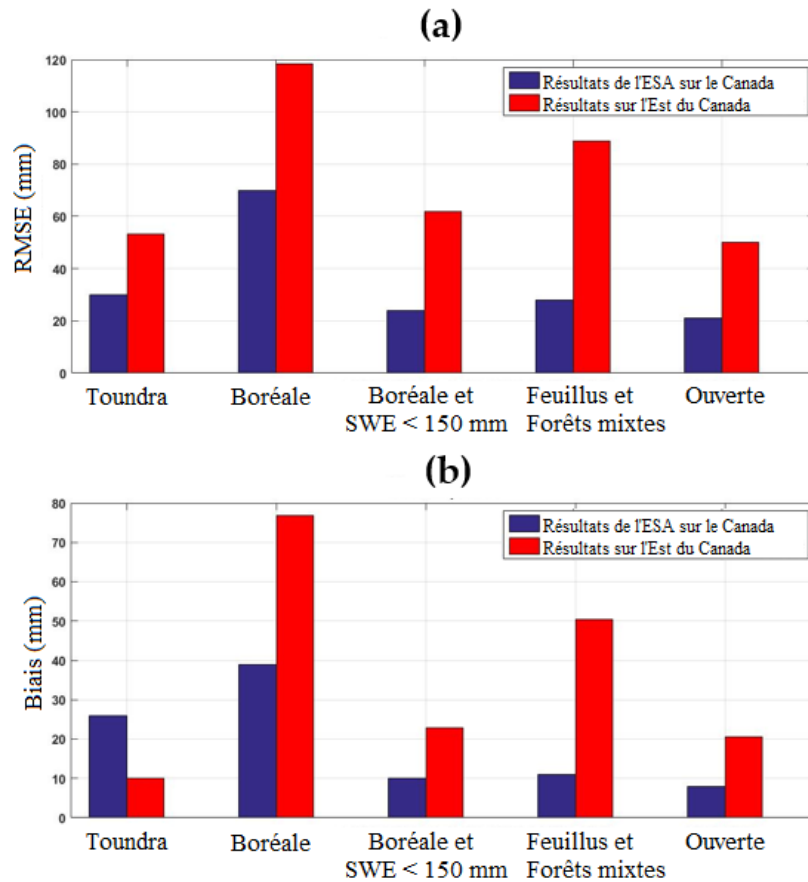
### 3.5.3 Comparaison par rapport à l'expérience de validation de l'ESA sur l'Ouest du Canada

Les résultats présentés dans cet article évaluent le produit GlobSnow2 sur l'Est du Canada, mais cette analyse est-elle applicable sur l'ensemble du Canada ?

A partir de campagnes de mesures de terrain au nord-ouest du Canada, l'Agence spatiale européenne (ESA) a évalué le produit SWE<sub>GS</sub> pour différents couverts forestiers, avec et sans un seuil à 150 mm (*GlobSnow-2 Final Newsletter*, ESA). Les mesures ont été prises au Nord du Manitoba de 2004 à 2007 et dans les Territoires du Nord-Ouest de 2005 à 2008. Derksen (2008) décrit en détail cette base de données. La Figure 3.15 compare les résultats présentés par l'ESA pour le Nord-Ouest du Canada par rapport aux performances estimées pour le Nord-Est du Canada dans ce chapitre. La région boréale représente la classe conifère précédemment utilisées (Section 3.3.1), qui est caractérisée par un SWE<sub>in situ</sub> moyen supérieur à 100 mm. Les classes de feuillus et de forêts mixtes (classes 'Deciduous' et 'Mixte Forests', respectivement, dans la Section 3.3.1) ont été regroupées. La classe 'Ouverte' comprend la classe 'Herbaceous' décrite dans la Section 3.3.1 et représente les zones sans couvert forestier (zone de cultures).

Avec les deux analyses, le RMSE et le biais ont les mêmes tendances sur les classes de couverts forestiers au Canada, notamment avec des incertitudes plus importantes sur la classe des conifères lorsque les manteaux neigeux épais sont pris en compte (SWE supérieurs à 150 mm). Cependant, les statistiques estimées sur l'Est du Canada (avec plus de 38000 données) présentent des incertitudes presque deux fois plus importantes que celles estimées par l'ESA, avec une différence moyenne sur le RMSE de 40 mm. La base de données utilisée par l'ESA présente nettement moins de mesures de SWE que celle utilisée dans ce chapitre, les sites d'études et les périodes temporelles couvertes ne sont pas les mêmes, ce qui pourrait expliquer cette différence. Par exemple, la classe Toundra est évaluée à partir de 28 points par l'ESA sur l'Ouest du Canada, comparée à 78 points sur l'Est du Canada dans ce chapitre. Que ce soit sur l'Ouest ou sur l'Est du Canada, les analyses se rejoignent et restent cohérentes avec les conclusions de l'article.





**Figure 3.15.** Comparaison des résultats statistiques du produit  $SWE_{GS}$  présentés par l'ESA sur le nord-ouest du Canada et présentés dans ce chapitre sur l'Est du Canada. Pour chaque couvert forestiers, les figures présentent (a) le RMSE du  $SWE_{GS}$ , et (b) le biais du  $SWE_{GS}$ . La classe 'Boréale' regroupe les conifères et la classe 'Ouverte' représente les zones sans couverts forestiers.

### 3.5.4 Limites dans l'algorithme GlobSnow2

Ce chapitre détaille une large analyse de sensibilité et montre une sous-estimation générale des produits GlobSnow2 et AMSR-2 sur l'Est du Canada. Sur la Figure 3.4, il est remarquable qu'à partir d'un seuil de 150 mm, le biais  $SWE_{GS}$  décroît de manière régulière et nous pouvons nous demander si un simple ajustement ne permettrait pas de corriger les SWE inversés, soit dans la phase de construction de GlobSnow2 soit *a posteriori*. Si ce seuil apparaît bien marqué à partir de 150 mm en utilisant la base de données initiale sur tout le Québec (Figure 3.4), il peut varier selon le type de neige. Il est par exemple de 120 mm sur

la région de la Baie Jame (De Sève *et al.*, 2007). Il serait donc possible d'ajuster le  $SWE_{GS}$  avec un facteur correctif mais seulement localement (et donc de manière empirique), et en ayant conscience que cette correction compenserait plusieurs biais en même temps (densité fixe, SSA effective, sous-estimation de la végétation, etc.).

Ce paragraphe résume un retour critique sur la fabrication du produit GlobSnow2.

- Erreurs introduites dans les simulations des  $T_{Bs}$  :

L'émission du manteau neigeux est simulée avec le modèle semi-empirique (HUT) et considère un manteau neigeux à une couche (une densité, une SSA, une température). La variabilité stratigraphique du manteau neigeux n'est donc pas prise en compte, alors qu'elle a un impact considérable sur l'émission du manteau neigeux (voir Chap. 4). Avec des densités moyennes similaires, un manteau neigeux à une couche n'a pas la même émission MOP qu'un manteau neigeux à trois couches (Roy *et al.*, 2012). Le fait d'utiliser le  $DT_B$  ( $T_{B,19}-T_{B,37}$ ) dans l'inversion de la SSA et du SWE réduit cet effet mais pas suffisamment pour comprendre quelle correction compense quel biais.

- Estimation de la contribution de la végétation sur les  $T_{Bs}$  simulées

La contribution MOP de la végétation est estimée avec le modèle de Kruopis *et al.* (1999). Ce modèle calcule une perte de  $T_{Bs}$  due au passage du rayonnement MOP à travers le couvert forestier. Cette perte est liée à la transmittance de la végétation et au volume de bois à partir d'une relation empirique estimée avec des mesures terrains faites en Finlande. Cette relation est adaptée pour des forêts boréales mais pas pour des forêts de feuillus ou des forêts mixtes, comme ce qu'il y a dans le Sud du Québec. De plus, dans l'algorithme GlobSnow2, le volume de bois est calculé automatiquement à partir des cartes de LAI MODIS et est largement sous-estimé (presque d'un facteur 2, communication personnelle Danielle De Sève 2017), ce qui entraîne une forte sous-estimation de la contribution de la végétation sur le signal MOP. De plus, le modèle simplifié de Kruopis *et al.* (1999) ne prend en compte que le volume de bois, et non la biomasse, les espèces d'arbres ou le contenu en eau liquide de la végétation, ce qui entraîne des incertitudes dans les  $T_{Bs}$  simulées. Les

contributions du sol et de l'atmosphère dépendent également d'approximations empiriques et de paramètres préfixés.

La chaîne de traitement développée pour simuler les  $T_{Bs}$  observées au-dessus de l'atmosphère ne permet donc pas toujours de traduire la réalité terrain, même en réajustant la SSA localement avant d'inverser le SWE à l'échelle globale (Section 3.3). L'algorithme GlobSnow2 pondère les observations satellitaires afin de ne pas trop contraindre le SWE lorsque la différence entre le  $T_B$  simulé et observé viendrait d'autres biais inhérents à la physique du modèle. Pour chaque pixel, les  $T_{Bs}$  observées sont pondérées en fonction de la qualité de l'inversion de la SSA sur la station nivométrique la plus proche et de la distance à cette station. Avec cette pondération, l'inversion n'est pas appliquée sur les pixels très éloignés d'une station nivométrique (poids des observations trop faibles), et le SWE estimé sur ces pixels n'est issu que de l'interpolation des mesures aux stations nivométriques, ce qui entraîne une forte sous-estimation du SWE en régions éloignées. La Figure 3.3 montre que sur toute la moitié Nord du Québec la majorité des pixels sont à plus de 200 km d'une des stations nivométriques utilisées dans l'algorithme GlobSnow2.

Même si de nouvelles données au sol été rajoutées sur l'ensemble du territoire, le  $SWE_{GS}$  serait quand même sous-estimé en raison de la sous-estimation connue des  $T_{Bs}$  en conditions de neiges épaisses et des simplifications physiques de la chaîne de modèle utilisée (modèle de neige à une couche, sous-estimation de la contribution de la végétation, approximation du sol et de l'atmosphère, etc).

Pour résumer, plus le pixel est proche d'une station nivométrique et plus le  $SWE_{GS}$  est sensible aux erreurs introduites dans la modélisation des  $T_{Bs}$ . Inversement, plus le pixel est éloigné et plus le  $SWE_{GS}$  est sensible à la qualité et la représentativité de la mesure de hauteur de neige au sol.

# CHAPITRE 4. SIMULATION ET ASSIMILATION DES OBSERVATIONS MICRO-ONDES PASSIVES DANS UN MODÈLE DE NEIGE COUPLÉ À UN MODÈLE DE TRANSFERT RADIATIF SUR LE NORD-OUEST DU CANADA

## 4.1 Présentation de l'article

Suite à l'évaluation du produit SWE<sub>GS</sub>, il apparaît nécessaire de développer une chaîne de modèles pour simuler l'émission MOP du manteau neigeux et assimiler les observations satellitaires MOP sans utilisation de données *in situ* lors de l'application en temps réel. Pour simuler correctement cette émission, il convient de minimiser les erreurs de modélisation en prenant en compte les différentes contributions qui affectent le signal MOP d'un manteau neigeux (croûtes de glace, taille et forme des grains de neige, givre de profondeur, etc.). Dans cette optique, le modèle de transfert radiatif DMRT-ML est couplé au modèle de neige multicouches Crocus, initialisé par les forçages atmosphériques GEM, afin de simuler l'émission MOP du manteau neigeux sur l'ensemble d'un territoire. DMRT-ML dépend de paramètres difficilement mesurables et semi-empiriques, notamment pour décrire la microstructure de la neige, qui doivent être préalablement calibrés. Une bonne calibration de la chaîne de modèle est primordiale pour assurer la qualité du schéma d'assimilation. Cette calibration a été réalisée à partir de mesures radiométriques au sol et des profils de neige *in situ* réalisés durant plusieurs campagnes de mesures terrains au Québec. Un filtre particulière par échantillonnage d'importance (FP-SIR) est implémenté pour assimiler les  $T_{Bs}$  simulées et mesurées. Dans cette première étape d'implémentation du filtre particulière, des observations synthétiques (simulées à partir de forçages atmosphériques perturbés) sont utilisées afin de pouvoir quantifier l'apport des observations MOP sur les estimations de SWE dans un état 'contrôlé'. Cet article répond à trois objectifs spécifiques : 1) évaluer le modèle de neige Crocus sur le Québec, initialisé avec le modèle atmosphérique GEM; 2) calibrer le paramètre décrivant la cohésion des grains de neige dans

DMRT-ML, initialisé par le modèle de neige Crocus, pour optimiser l'émission MOP du manteau neigeux; 3) tester l'assimilation d'observations MOP synthétiques dans la chaîne de modèle calibrée et quantifier l'amélioration sur les estimations du SWE Crocus.

## Résumé de l'article

Larue F., Royer A., De Sève D., Roy A., Picard G., Vionnet V., Cosme E. (2018). Simulation and assimilation of passive microwave data using a snowpack model coupled to a calibrated radiative transfer model over North-Eastern Canada. *Accepted for publication in Water Resources Research*.

Les simulations de neige avec Crocus initialisées par les prévisions atmosphériques GEM ont été comparées aux mesures quotidiennes de  $H_{\text{neige}}$  et de SWE pour 14 stations nivométriques au Québec de 2012 à 2016. En raison des incertitudes sur les forçages météorologiques GEM, le modèle Crocus surestime les  $H_{\text{neige}}$  à partir de Janvier et garde un biais constant le reste de l'hiver, avec un RMSE moyen de 0.24 m, soit une erreur de 32%. Le jour de fonte est très bien estimé, avec une déviation moyenne de 3.8 jours sur le jour de fonte mesuré. Le SWE est simulé avec un RMSE moyen de 34.6 kg.m<sup>-2</sup>, soit une erreur de 18.4%, et n'atteint pas la précision requise pour des applications hydrologiques (15%). À partir de mesures radiométriques au sol effectuées lors de différentes campagnes de mesures de terrain au Québec, il a été démontré que le paramètre de cohésion des grains de neige ( $\tau$ ) devait être fixé à 0.17 dans DMRT-ML pour optimiser les simulations d'émission MOP du manteau neigeux simulées avec le couplage Crocus/DMRT-ML. L'amélioration avant et après la calibration est significative, le RMSE moyen des  $T_{\text{Bs}}$  simulées (en 11, 19, 37 GHz) passe de 43.7 K (sans intégration des croûtes de glace) à 27.2 K (avec intégration des croûtes de glace).

Différentes configurations du schéma d'assimilation des  $T_{\text{Bs}}$  sont testées avec des observations synthétiques afin d'évaluer le contenu d'information de chaque fréquence pour les estimations de SWE. Le schéma d'assimilation est un filtre particulier à rééchantillonnage d'importance qui réajuste les forçages météorologiques et l'état initial du manteau neigeux simulé à chaque fois qu'une observation est disponible (quotidiennement).

Les meilleurs résultats montrent un RMSE sur le SWE Crocus réduit de 82% avec l'assimilation de la différence entre les  $T_{Bs}$  à 19-37 GHz et à 19-11 GHz, en polarisation verticale, comparé aux simulations de SWE initiales ('open loop runs'). Un ensemble de minimum 150 membres doit être simulé pour assurer la stabilité de l'assimilation et un temps de calcul raisonnable.

**Keywords:** Micro-ondes passives, modèle d'évolution de manteaux neigeux Crocus, modèle de transfert radiatif DMRT-ML, microstructure de la neige, estimations de SWE, Est du Canada, assimilation de données, filtre particulaire.

---

# Simulation and assimilation of passive microwave data using a snowpack model coupled to a calibrated radiative transfer model over North-Eastern Canada

Fanny Larue<sup>1,2,3</sup>, Alain Royer<sup>1,2</sup>, Danielle De Sève<sup>3</sup>, Alexandre Roy<sup>2,4</sup>, Ghislain Picard<sup>5</sup>, Vincent Vionnet<sup>6, 7, 8</sup>, Emmanuel Cosme<sup>5</sup>

1 CARTEL, Université de Sherbrooke, Québec

2 Centre d'Études Nordiques, Québec

3 IREQ, Hydro-Québec, Québec

4 Département de Géographie, Université de Montréal, Québec

5 Institut des Géosciences de l'Environnement, Grenoble, France

6 Centre d'Études de la Neige, CNRM, Météo France/CNRS, UMR 3589, Grenoble, France

7 Centre for Hydrology, University of Saskatchewan, Saskatoon, Canada

8 Meteorological Research Division, Environment and Climate Change Canada, Dorval, Canada

## Key Points:

- Crocus snowpack model is evaluated against unique sets of continuous snow depth and snow water equivalent measurements over Eastern Canada.
- A snow passive microwave emission model is optimized to match radiometric observations by scaling the snow stickiness parameter to 0.17.
- The assimilation of synthetic passive microwave observations with a particle filter shows significant improvements in SWE estimates.

**Abstract:** Over northern snowmelt-dominated basins, the snow water equivalent (SWE) is of primary interest for hydrological forecasting. This paper evaluates first the performance of a detailed multilayer snowpack model (Crocus), driven by meteorological predictions generated by the Canadian Global Environmental Multiscale model, for hydrological applications. Simulations were compared to daily snow depth (SD) and SWE measurements over Québec, North-Eastern Canada ( $56^{\circ}$  -  $45^{\circ}$ N), for 2012-2016, highlighting an overestimation of the annual maximum SD (35%) and of the annual maximum SWE (16%), which is not accurate enough for hydrological applications. To improve SWE simulations, a chain of models is implemented to simulate and to assimilate passive microwave satellite observations. The snowpack model is coupled to a microwave snow emission model (Dense Media Radiative Transfer – Multi-Layers model, DMRT-ML) and the comparison of simulated brightness temperatures ( $T_B$ s) with surface-based  $T_B$  measurements (at 11, 19 and 37 GHz) shows best results when the snow stickiness parameter is set to 0.17 in DMRT-ML. The overall RMSE obtained by the calibrated coupling reaches 27 K, significantly better than the RMSE obtained by considering non-sticky spheres in DMRT-ML (43.0 K). The relevance of  $T_B$  assimilation is tested with synthetic observations to evaluate the information content of each frequency for SWE estimates. The assimilation scheme is a Sequential Importance Resampling Particle filter using an ensemble of perturbed meteorological forcing data. The results show a SWE RMSE reduced by 82% with  $T_B$  assimilation compared to without assimilation.

**Keywords:** passive microwave, snowpack evolution model Crocus, radiative transfer model DMRT-ML, snow microstructure, SWE retrievals, Eastern Canada, Assimilation scheme, Particle Filter

## 4.2 Introduction

In cold climates, accurately predicting the amount of water stored in the snowpack, measured by the snow water equivalent (SWE), has become a major challenge in hydrological forecasting in Northern Québec (Eastern Canada), particularly over large remote watersheds before the snowmelt period (Turcotte *et al.*, 2010). The most important



hydrological dams in Québec are located in the James Bay territory, where 1 mm of SWE could represent \$1M in hydroelectric power production (Brown & Tapsoba, 2007), and a better knowledge of the snow cover in this forested remote area is a primary interest for hydrological applications.

Current operational runoff forecast systems typically rely on surface snow surveys to determine snow available before the melt season, which can be supplemented with geo-statistical interpolation procedures to provide a more detailed estimate of the spatial pattern (e.g., Tapsoba *et al.*, 2005). However, manual snow surveys are time-consuming and expensive. Hydro-Québec (HQ) decision makers have a need to better characterize the variability of snow cover over watersheds without the use of in situ data to improve the performance of hydrological models (Larue *et al.*, 2017). To do that, some approaches use snowpack models to simulate the evolution of the snow cover in response to meteorological conditions (Brun *et al.*, 1989; Jordan, 1991; Lehning *et al.*, 2002). The Crocus snowpack model has been run operationally for avalanche forecasting over the French mountains for 20 years (Lafaysse *et al.*, 2013) but its performances over Eastern Canada for hydrological applications have never been studied in detail. The work presented in this paper proposes first an evaluation of the Crocus snowpack model over Québec, driven by the Global Environmental Multiscale weather prediction model (GEM) with a  $10 \times 10 \text{ km}^2$  spatial resolution. Performance is compared to the accuracy of SWE needed for hydrological forecasting, which is estimated to be a SWE relative percentage of error below 15% in this study (Rott *et al.*, 2010; Luoju *et al.*, 2014, Larue *et al.*, 2017).

The use of models is challenging due to the imperfect knowledge of meteorological forcing data (Raleigh *et al.*, 2015), snow physics, and the simplifications used in the models (Foster *et al.*, 2005). These uncertainties can be reduced by adding spatial and temporal information with the assimilation of satellite observations (Pietroniro and Leconte, 2005; Durand *et al.*, 2009; Touré *et al.*, 2011; De Lannoy *et al.*, 2012; DeChant and Moradkhani, 2011, Kwon *et al.*, 2017). Passive microwave (PMW) remote sensing addresses some major shortcomings of conventional observations, with a good temporal and spatial coverage, and a significant sensitivity to the volume of shallow and dry snow (Chang *et al.*, 1996, Mätzler,

1994; Tedesco *et al.*, 2004). Direct estimation of SWE from PMW observations is challenging due to the low spatial resolution of PMW observations and to the different contributions measured by the satellite sensors (Kelly *et al.*, 2003; Derksen *et al.*, 2005; De Sève *et al.*, 2007). Several studies have suggested using a radiative transfer model, coupled to a snowpack model, to take into account the different contributions to the microwave signal and then to directly assimilate PMW satellite observations in the snowpack model (Brucker *et al.*, 2011; Durand *et al.*, 2011; Langlois *et al.*, 2012; Roy *et al.*, 2016). With this approach, a particular effort is needed to properly calibrate the snow grain representation in the microwave snow emission model to simulate accurate brightness temperatures ( $T_B$ ) (Mätzler, 1994, Mätzler *et al.*, 2006; Löwe & Picard, 2015; Royer *et al.*, 2017). Indeed, snow microstructure determines the strength of scattering mechanisms in the snowpack (Roy *et al.*, 2013; Leppänen *et al.*, 2015; Sandels *et al.*, 2016).

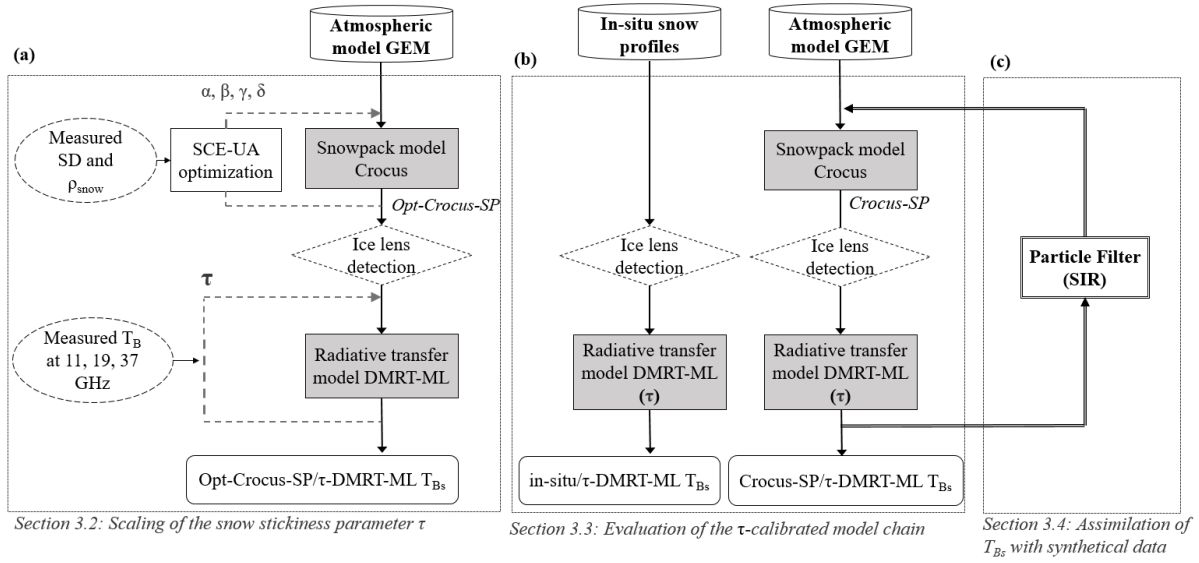
In this study, the Crocus snowpack model is coupled to the Dense Media Radiative Transfer - Multi Layers model (Picard *et al.*, 2013) (hereafter referred to as “DMRT-ML”) to simulate the PMW emission from the modeled snowpack. With DMRT-ML, the oversimplified representation of snow as spheres of ice with a uniform radius per layer is a major source of uncertainty in the  $T_B$  simulations. Several studies have shown that DMRT-ML needed an effective scaling factor for the snow grains size values to compensate for this simplified representation (Brucker *et al.*, 2011; Roy *et al.*, 2013; Royer *et al.*, 2017). In addition to grain size, the formation of clusters in the snow microstructure has a major impact on scattering, which can be described with sticky hard spheres, controlled by the stickiness parameter (Löwe & Picard, 2015). As snow stickiness is not predicted in the Crocus metamorphism scheme, we propose here to optimize the DMRT-ML simulations using a calibrated snow stickiness parameter ( $\tau$ ) to reduce the error between measured and simulated  $T_B$ s. The snow stickiness parameter in DMRT-ML, driven by the Crocus model, has never been calibrated over Québec, which is a preliminary step before the assimilation of PMW data.

Assimilation of  $T_B$  observations in snow covered regions is an approach that continues to be investigated and improved (Durand *et al.*, 2009; Touré *et al.*, 2011; De

Lannoy *et al.*, 2012; DeChant and Moradkhani, 2011; Kwon *et al.*, 2016, 2017). This paper aims at testing and validating the implementation of an offline data assimilation (DA) scheme for SWE improvements, without the use of any surface-based observations. The assimilation scheme uses a Sequential Importance Resampling Particle filter (referred to as ‘PF-SIR’) to daily update an ensemble of perturbed meteorological forcing data and snowpack states. In this preliminary step (before the assimilation of real satellite observations), the ability of daily  $T_B$  assimilation to correct the simulated SWE is presented through twin experiments in order to quantify the information given by PMW observations for SWE prediction (Charrois *et al.*, 2016).

The specific objectives of this study are to: (1) evaluate Crocus snowpack model performances when driven with GEM data; (2) simulate the snowpack PMW emission with the coupling of Crocus and DMRT-ML (hereafter referred to as ‘Crocus/DMRT-ML’), using a calibrated snow stickiness parameter in DMRT-ML; (3) in an off line mode, assimilate synthetic PMW observations and quantify the improvements in SWE estimates.

The global methodology developed in this paper is shown in Fig. 4.1 and fully detailed in Section 4.4 after the description of datasets in Section 4.3. The evaluation of the original Crocus simulations and the optimization of Crocus snow profiles used as inputs for the calibration of DMRT-ML are explained in Section 3.1 (top of Fig. 4.1, Part a). The methodology to calibrate the snow stickiness parameter ( $\tau$ ) in DMRT-ML is explained in Section 4.4.2 (Fig. 4.1, Part a). The evaluation of the  $\tau$ -calibrated chain of models is described in Section 4.4.3 (Fig. 4.1, Part b) and the setting of the data assimilation scheme for SWE estimates is explained in Section 4.4.4 (Fig. 4.1, Part c). Results of each step are presented in Section 4.5.

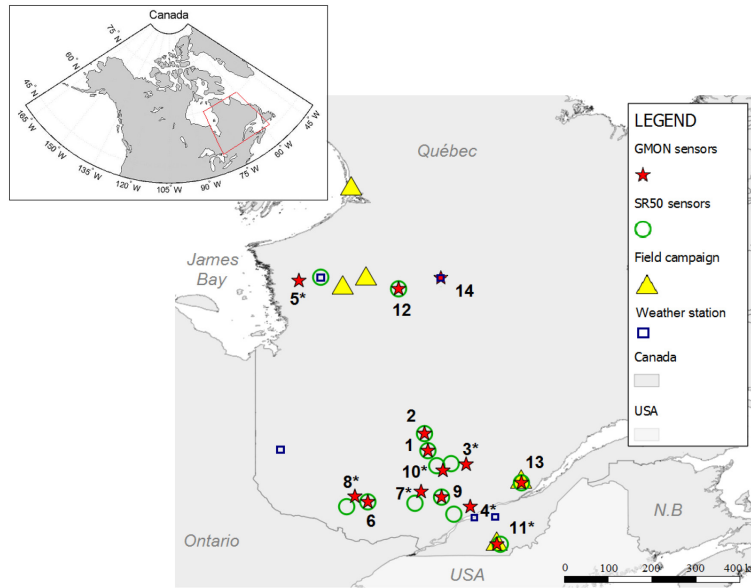


**Figure 4.1.** Methodological scheme for DMRT-ML calibration (a), evaluation of the GEM/Crocus/DMRT-ML chain of models (b) and  $T_B$  assimilation (c). ‘Opt-Crocus-SP’ is the optimized Crocus snow profile (Section 4.4.1.3).

### 4.3 Study area and databases

#### 4.3.1 Study area

The region of interest is the province of Québec, in Eastern Canada (below  $56^\circ\text{N}$ ). Québec is characterized by different eco-climatic regions that are mainly forested (dense boreal forest with coniferous), relatively flat terrain and the presence of many lakes. To characterize the eco-climatic latitudinal gradient over this large province, measurements were taken in the subarctic and boreal zones on a north-south gradient. Their spatial distribution is shown in Fig. 4.2. Each database is further described in Sections 4.3.3 and 4.3.4.



**Figure 4.2.** GMON stations (red stars), SR50 instruments (green circles) and field campaign locations (yellow triangles) over the province of Québec. The numbered stations are described further in Table 4.1 and field campaigns datasets in Tables S1 and S2. The blue squares are the weather stations used to quantify GEM forcing data uncertainties (Section 4.4.4.1).

#### 4.3.2 Meteorological forcing data GEM

The meteorological forcing data used to drive the Crocus snowpack model were provided by the Global Environmental Multiscale weather prediction model (GEM; Côté *et al.*, 1998). These inputs are described in Section 4.4.1.1. This atmospheric GEM model was developed by the Meteorological Research Division at Environment and Climate Change Canada. Under the Regional Deterministic Prediction System, atmospheric forecasts were normalized on a northern polar-stereographic grid of  $935 \times 824$  points covering North America, where each grid cell has a spatial resolution of  $10 \times 10 \text{ km}^2$  (specifications and data available on the Government of Canada's website [https://weather.gc.ca/grib/grib2\\_reg\\_10km\\_e.html](https://weather.gc.ca/grib/grib2_reg_10km_e.html)) (Maslanik & Stroeve, 1990). The GEM model has the advantage of offering good coverage of northern Québec. It provides forecasts of meteorological variables every 3 hours and can make predictions of up to 48 hours. Forecasts are updated daily at 00 and 12 UTC analysis times. To generate a 3 hourly-continuous meteorological forcing database for running Crocus, successive GEM forecasts

were taken from the +09 forecast hour to the +18 forecast hour provided at the 00 and 12 UTC analysis time of each day.

#### 4.3.3 Daily SWE and snow depth measurements

To evaluate the performance of snowpack simulations over Québec, 14 nivometric stations with daily snow depth (SD) and snow water equivalent (SWE) measurements were used, from 2012 to 2016. Table 4.1 describes the data providers, coordinates and operating periods (see Fig. 4.2 for locations). Three stations (Nos. 5, 12 and 14) are located in the subarctic eco-climatic zone (53-54°N, James Bay area), ten in the coniferous boreal zone (46-48°N) and one station (No. 11) in a mixed forest area in southern Québec (45.3°N). Hourly SD measurements are acquired with ultrasonic sensors (Campbell Scientific SR50) with an accuracy of  $\pm 1$  cm. Daily SWE measurements are derived from gamma ray SWE sensors (Campbell Scientific CS725, hereafter referred to as “GMON”). Choquette *et al.* (2008) showed an average error of +5% for four GMON stations over two seasons.

Since SWE and SD measurement footprints do not exactly overlap, only snowpacks deeper than 20 cm (or with a SWE higher than 48 kg/m<sup>2</sup>) were used for the model evaluation to attenuate problems of local variability. Note that one station (No. 14) only has SD data available, and two stations (Nos. 5 and 11) only have SWE measurements available.

Comparing point data with model cells (10 × 10 km<sup>2</sup>) involves uncertainty due to spatial variations of the snowpack. This is a well-known problem for model validation studies and we assume here that the large number of stations and the random spatial localization of measurements within the pixels provide a useful assessment of simulations. The average distance between the nivometric station and the center of the associated GEM grid-cell remains relatively low (3.4 km, Table 4.1). Furthermore, over the 11 field campaigns (described in Section 4.3.4), the average standard deviation (std) of measured SD inside a single GEM grid-cell was 0.11 m, with a low variability  $\pm 0.08$  m. Each field campaign was performed inside a same GEM grid-cell and for a same time-period, the number of sites per field campaign is described Tables S1 and S2 (see Appendix further).

**Table 4.1.** Characteristics of the nivometric stations: SWE (in kg m<sup>-2</sup>) and snow depth (SD in m) data, Latitude (Lat.), Longitude (Long.) and Elevation (El., a.s.l. in meters) of stations, Dist. GEM-station is the distance between the station and the center of the associated GEM grid-cell, time period of observations, average of the maximum observed data over the studied period, data providers (HQ: Hydro-Québec, ECCC: Environment and Climate Change Canada, UdS: Université de Sherbrooke, U. Laval: Université Laval), Dist. SWE-SD represents the distance between the SWE sensor and the closest SD sensor. (\*) Stations where SD and SWE measurements are not collocated. (\*\*) Station with SD measurements only (station 14). (\*\*\*) Stations with SWE measurements only (stations 5 and 11).

Station #	Data	Lat.	Long.	El.	Dist. GEM-station (km)	Time period	Mean maximum value	Data provider	Dist. SWE-SD (km)
1	SWE	48.3	-74.09	100	3.4	2012-2016	272	HQ	0
	SD					2013-2016	0.77		
2	SWE	48.9	-74.2	100	4.9	2012-2016	277	HQ	0
	SD					2013-2016	0.83		
3*	SWE	47.9	-72.9	100	4.7	2012-2016	252	HQ	36
	SD	47.9	-73.4	310	4.1	2013-2016	0.86		
4*	SWE	46.6	-72.8	136	4.2	2012-2015	253	HQ	47
	SD	46.3	-73.3	142	6.4	2013-2016	0.64		
5***	SWE	53.7	-78.2	103	4.2	2012-2015	213	HQ	-
6	SWE	46.7	-76.0	229	2.3	2012-2015	161	HQ	0
	SD					2013-2016	0.51		
7*	SWE	47.0	-74.3	469	3.3	2012-2015	235	HQ	43
	SD	46.7	-74.5	510	3.3	2013-2016	0.81		
8*	SWE	46.9	-76.4	330	1.8	2012-2015	212	HQ	40
	SD	46.6	-76.7	381	5.2	2013-2016	0.58		
9	SWE	46.9	-73.7	372	1.9	2012-2015	180	HQ	0
	SD					2013-2014	0.70		
10*	SWE	47.7	-73.6	398	3.5	2012-2015	202	HQ	22
	SD	47.9	-73.8	400	4.2	2013-2014	0.77		
11***	SWE	45.4	-71.9	100	3.9	2011-2014	218	UdS	-
12	SWE	53.4	-75.0	389	4.0	2014-2016	211	UdS	0
	SD					2014-2016	0.68		
13	SWE	47.3	-71.2	669	2.6	2015-2016	396	U. Laval	0
	SD					2012-2016	0.85		
14**	SD	53.8	-73.7	306	0.4	2014-2015	0.97	ECCC	-
Mean	SWE				3.4	2012 - 2016	237		
	SD						0.75		

#### 4.3.4 Field campaigns and in situ measurements

To calibrate the model chain and evaluate simulations of PMW emission from the snowpack, several sites with both snow profiles and microwave ground-based radiometer observations were studied during six intensive field campaigns in Northern Québec (see Fig. 4.2 for locations): three in the James Bay area (53°26'N, 76°45'W, 186 m a.s.l.) in January, February and March 2013, one near Umiujaq (56°33'N, 76°30'W, 74 m a.s.l.) in January 2014, and two in the James Bay area (53°42'N, 76°2'W, 152 m a.s.l.) in January and February 2015. In the South, two field campaigns were carried out at the experimental station at the University of Sherbrooke (45.37°N, 71.92°W) in January and February 2015 and three field campaigns in the Montmorency forest area (site No. 13, 47°19'N, 71°8'W, 669 m a.s.l.) in January, February and March 2016.

These campaigns covered different environmental conditions and a temporal gradient during the winter season. Snow sampling approach and radiometer measurement methods are fully described in Roy *et al.* (2013, 2016).  $T_B$  measurements were taken at 11, 19 and 37 GHz in vertical and horizontal polarizations (V-pol and H-pol). Snowpits were used to characterize the snow profile: each layer was described by its thickness, snow grain size and shape, density, temperature and conductivity. The optical radius of snow grains ( $R_{opt} = 3/(\rho_{ice} \cdot SSA)$ ), where  $\rho_{ice}$  is the density of ice equal to 917 kg/m<sup>3</sup>) was calculated every five centimeters from shortwave infrared reflectance measured with the InfraRed Integrating Sphere (IRIS) system, at an accuracy of 15% (Montpetit *et al.*, 2012). The measurements were taken in clearings with minimal influence of the environment on the measured  $T_B$ . A total of 49 field sites were used and Tables S1 and S2 summarize the site characteristics according to each field campaign (dates, coordinates, measurements).



## 4.4 Methods

### 4.4.1 The Crocus snowpack model framework

#### 4.4.1.1 *Configuration and initialization of the Crocus snowpack model*

Snowpack simulations have been performed with the Crocus multi-layer snowpack evolution model (Brun *et al.*, 1989, 1992; Vionnet *et al.*, 2012) coupled with the Interaction between Soil Biosphere and Atmosphere (ISBA) land surface model within the SURFEX interface (Surface Externalisée, in French) (Decharme *et al.*, 2011; Masson, 2013). SURFEX/ISBA/Crocus (hereafter referred to as “Crocus”) computes the evolution of the physical properties of the snowpack and the underlying ground from given near surface meteorological forcing data. In particular, Crocus represents the detailed layering of the snowpack and describes each snow layer according to its thickness, density, liquid water content (LWC), temperature, age and a set of variables representing the morphological properties of snow grains including the SSA. Snow microstructure evolves in time through a set of semi-empirical laws and is simulated as a prognostic variable by using the formulations in Carmagnola *et al.* (2014). The number of snow layers is dynamic and evolved according to physical properties updated at each time step. Compaction and fragmentation of snow located in surface layers under wind-induced transport (Brun *et al.*, 1997) were taken into account but not the mass loss due to sublimation during blowing snow events. The effects of sublimation can have a significant impact on the snowpack but are still poorly understood and difficult to model due to the difficulty having accurate measurements. Further studies are needed to improve the modeling of this process but are out of the scope of this paper. All other parameters took the default value (Vionnet *et al.*, 2012).

Crocus is driven by the air temperature ( $T_{\text{air}}$ ) and the specific humidity at two meters, the relative humidity, the wind speed and direction at ten meters, the snowfall and the rainfall amount, the cloudiness, the longwave and shortwave (direct and diffuse) incoming radiations, and the atmospheric pressure. Snowfall and rainfall rates were extracted from GEM total precipitation by using a simple threshold on  $T_{\text{air}}$  fixed at 1.5°C. The specific humidity was calculated from dew point temperature and atmospheric pressure at the surface according to

the Bolton equation (Bolton, 1980). Crocus computes snowpack simulations with a time step of 15 minutes but here simulations were averaged and extracted once a day at 1 pm. Each simulation was preceded by a three years spin up to initialize near-surface soil temperatures consistent with the local climate conditions at the stations. The maximum number of simulated snow layers was fixed at 15 as a compromise between accuracy and computing time. Moreover, snow measurements were taken in open areas, in agreement with Crocus simulations, which do not take into account interactions between the snowpack and the forest. Also, topography effects, in the relatively flat studied area, are small enough to be neglected.

#### 4.4.1.2 *Performance evaluation*

To evaluate the performances of Crocus simulations, the bias, the root mean square error (RMSE) and the Relative Percentage of Error (RPE, in %) were used by following equations [4.1], [4.2], [4.3],

$$BIAS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x_i - y_i] \quad [4.1]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(x_i - y_i)]^2} \quad [4.2]$$

$$RPE = 100. \frac{|Bias|}{Mean} \quad [4.3]$$

where x is the simulation and y is the observation. N is the number of daily data provided by nivometric stations (total of 3537 for the SD database and 4880 for the SWE database).

Even though we took the closest sensors to compare SD and SWE Crocus simulations, the distance between the two instruments can exceed 10 kilometers and sensors are not then collocated in the same GEM grid cell (see Table 4.1 for stations with \*; total of 5 of the 14 stations). In this case, two snowpack simulations were carried out using different meteorological inputs, respective to their GEM cell. Simulated SWE and SD were evaluated separately. The bulk snow density ( $\rho_{snow}$ ) was evaluated when SD and SWE measurements were collocated.

By describing the seasonal snow accumulation, the annual maximum SWE and SD ( $SWE_{max}$  and  $SD_{max}$ ) are among the most important values for hydrological forecasting. The

accuracy of simulated  $SWE_{max}$ , calculated as the mean SWE centered on the annual  $SWE_{max}$  with a  $\pm 2$  day range, was thus investigated. The same analysis was done for the  $SD_{max}$ .

The accuracy level required by Hydro-Québec observing systems for hydrological application is a SWE RPE lower than 15% (Larue *et al.*, 2017). The CoreH2O satellite mission also set a performance objective at 15% (Rott *et al.*, 2010), and the ESA GlobSnow-2 project aimed to provide SWE maps for the Northern Hemisphere with a RMSE lower than 40 mm, i.e., an accuracy of 15% (Luo *et al.*, 2014).

#### 4.4.1.3 *Crocus snow profiles optimization setup*

This section describes the optimized Crocus snow profiles used as inputs in the calibration of the radiative transfer model (see Fig. 4.1, Part a). Even if the snow microstructure is the most sensitive factor for snowpack emission simulations, the quality of each simulated snow layer (density, thickness, temperature, etc) can also have a significant impact (Montpetit *et al.*, 2013). Constant efforts were made to improve the snowpack model, but uncertainties remain in the representation of snow physics (depth hoar, ice lenses, wind slabs, etc.) (Charrois *et al.*, 2016; Lafaysse *et al.*, 2017). To ensure to mainly corrects snow microstructure representation in the calibration step of the radiative transfer model (see Section 4.4.2 further), DMRT-ML need to be driven by optimized Crocus snow profiles to minimize the uncertainties due to Crocus modeling (hereafter referred to as ‘Opt-Crocus-SP’, see Fig. 4.1, part a). The Opt-Crocus-SP were used as inputs only for calibrating the snow stickiness parameter in DMRT-ML. The original Crocus snow profiles (referred to as ‘Crocus-SP’, see Fig. 4.1, part b) were used for the evaluation of the snowpack model and for the evaluation of the  $T_B$  simulations obtained with the calibrated DMRT-ML model to study the accuracy that we can expect without using surface-based measurements (see Fig. 4.1, Part b).

Over the 49 field sites where measured snow profiles were available, both the simulated  $SD$  and  $\rho_{snow}$  were optimized with a shuffled complex evolution algorithm (SCE-UA, Nelder & Mead, 1965; Duan *et al.*, 1993) by minimizing a single objective function, defined as the sum of several weighted cost functions (Chounghyun *et al.*, 2015). Each cost function measures RMSE values and is normalized with the standard deviation of the

observed data. The use of the standard deviation ratio RSR facilitates relative comparison between RMSE values calculated for estimations in different units and scales (Chu and Shirmohammadi, 2004). The global objective function is defined with [4.4],

$$J_{\alpha,\beta,\gamma,\delta} = RSR_{SD} + RSR_{\rho} = \frac{\sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (SD_{obs,i} - SD_{sim,i})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (SD_{obs,i} - \overline{SD_{obs}})^2}} + \frac{\sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\rho_{obs,i} - \rho_{sim,i})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\rho_{obs,i} - \overline{\rho_{obs}})^2}} \quad [4.4]$$

with  $SD_{sim}$  ( $SD_{obs}$ ) the simulated (measured) snow depth and  $\rho_{sim}$  ( $\rho_{obs}$ ) the simulated (measured) bulk snow density. N is the number of field sites (49 in total) and M is the number of optimized sites. M is equal to one here since snow profiles are optimized independently of each other. The implementation of the SCE-UA optimization algorithm is fully described in Appendix T1.

To optimize Crocus snow profiles, meteorological forcing data were simultaneously adjusted. In this study,  $T_{air}$ , wind speed, snowfall and rainfall rates, and shortwave and longwave radiative fluxes ( $SW_{down}$  and  $LW_{down}$  respectively) were considered as the only sources of uncertainty for snowpack simulations. These five meteorological variables were selected after a sensitivity analysis of Crocus simulations using GEM inputs, by perturbing each forcing data (not shown). Meteorological uncertainties are the main source of error in snowpack simulations (Raleigh *et al.*, 2015). Moreover, since the GEM model has a resolution of  $10 \times 10 \text{ km}^2$  and may include a number of uncertainties, bias in the model as well as bias relative to the local conditions at the station should be adjusted.

Precipitation rates,  $SW_{down}$  and wind speed were perturbed with a multiplicative factor, sampled from a uniform distribution ( $\beta$ ,  $\gamma$ ,  $\delta$  respectively), and applied throughout the winter. These multiplicative factors were centered on 1 and bounded by 0.25 and 1.75.  $T_{air}$  was corrected with a constant additive factor ( $\alpha$ ) centered on 0, bounded by  $\pm 3 \text{ }^\circ\text{C}$ , sampled from a uniform distribution and also applied throughout the winter. The adjusted long wave radiation was automatically estimated with the adjusted  $T_{air}$  from [4.5],

$$LW_{down}(t) = a.T_{air}(t) + b \quad [4.5]$$

with a and b two empirical coefficients estimated by linear regression of  $LW_{down}$  and  $T_{air}$  data provided by GEM from 2012 to 2016 over the studied site. The overall linear correlation

coefficient  $R$  is equal to 0.70 for the 49 field sites, showing a strong positive correlation between these two variables. The exploitation of this correlation allowed to reduce the computing time of the optimization by extracting one coefficient from the adjusted parameter set. The  $SW_{\text{down}}$  was bounded to  $200 \text{ W.m}^{-2}$  in case of rainfall or snowfall due to inherent cloud cover (Charrois *et al.*, 2016).

It has been shown that ice lens formation as well as dense snow melt-refreeze crust within a snowpack can strongly affect the microwave signal at H-pol (see Roy *et al.*, 2016, Montpetit *et al.*, 2013). To minimize this effect, layers of 1 cm with a high density ( $> 900 \text{ kg m}^{-3}$ , (Watts *et al.*, 2016)) and with snow grains radius set to zero were integrated into the measured and optimized snow profiles when ice lenses were observed in the *snowpit* (Roy *et al.*, 2016). Over the 49 sites, 30 snow profiles were affected by the presence of ice lenses (see Tables S1 and S2).

#### 4.4.2 Simulations of the modeled snowpack PMW emission ( $T_{\text{Bs}}$ )

##### 4.4.2.1 *The DMRT-ML radiative transfer model*

DMRT-ML is a physical model used to compute the thermal microwave emission from a given snowpack for passive microwave remote sensing applications (Picard *et al.*, 2013). The model is based on the Dense Media Radiative Transfer Theory that consider a snow layer composed of ice spheres (Tsang *et al.*, 1992; Tsang & Kong, 2001) and the propagation of energy between layers is solved with the radiative transfer equation using the Discrete Ordinate Method (DISORT, (Jin, 1994)). The snowpack is modeled as a stack of horizontal layers and the atmospheric down-welling contribution has been taken into account using in situ downwelling radiometric measurements. DMRT-ML uses the soil model described by Wegmüller and Mätzler (1999) and parametrized during the James Bay field campaigns of 2013 (Montpetit, 2015). Measured  $T_{\text{Bs}}$  are sensitive to the soil roughness and temperature mostly at 11 GHz (see Roy *et al.*, 2016) and this is one of the reasons why we chose to calibrate the snow stickiness parameter with the highest frequency, the 37 GHz channel (see Section 4.4.2.2 below). All the field sites are in open areas, with a negligible contribution of vegetation.

The snow grains size and stickiness are the factors that most affect PMW signal of a snowpack as they quantify the strength of scattering mechanisms (Roy *et al.*, 2013). To drive DMRT-ML with Crocus outputs, only the  $R_{\text{opt}}$  and the liquid water content have to be converted to respect the dimensions of DMRT-ML inputs. However, as the stickiness is unknown, assuming non-sticky spheres was first approach. Nevertheless, It was shown in previous studies that using  $R_{\text{opt}}$  as the radius of sphere was inadequate to correctly represent the snow microstructure in DMRT-ML (Brucker *et al.*, 2011; Roy *et al.*, 2013; Picard *et al.*, 2014). The snow stickiness parameter  $\tau$  allows the reduction of modeling errors due to snow microstructure representation in DMRT-ML (as spheres of ice without interactions between them) by taking into account the potential formation of clusters, which can strongly affect scattering effects (Roy *et al.*, 2013; Picard *et al.*, 2013). This parameter is not measurable and a scaling factor thus has to be applied to represent the stickiness between snow grains (Roy *et al.*, 2013, 2016). This factor is an empirical parameter and it should be adjusted for each snow grain type (Royer *et al.*, 2017). The present study takes a different approach by calibrating a mean stickiness parameter for snowpacks observed in North-Eastern Canadian. This aspect is further discussed in Section 4.6.3.

#### 4.4.2.2 *Scaling of the snow stickiness parameter in DMRT-ML*

The snow stickiness parameter ( $\tau$ ) was calibrated by minimizing the RMSE between  $T_B$  measurements and  $T_B$ s simulated with DMRT-ML driven by Opt-Crocus-SP (Section 4.4.1.3). Snow grains size (SSA), snow stickiness and snow density are in general strongly linked. Previous studies have calibrated the snow microstructure in DMRT-ML by using snow profiles measurements directly as inputs (Roy *et al.*, 2013), but this method depends on local measurements in the GEM cell and is difficult to generalize in other locations. This argument is further discussed in Section 4.6.3 by comparing calibrated  $\tau$ -values and  $T_B$  RMSEs according to the calibration method used.

The  $\tau$ -calibration was performed with a  $\tau$  ranging from 0.1 to 3 with an increment of 0.01, using  $T_B$ s at 37 GHz to reduce soil contributions and at V-pol ( $T_{B, 37 \text{ V-pol}}$ ) to avoid stratigraphy effects (Roy *et al.*, 2013) such as ice lenses, thus maximizing the impact of snow scattering. The 49 field sites were divided in two parts: 25 for calibration and 24 for validation

(see Tables S1 and S2). These two datasets were previously selected to represent a large range of snow conditions representative in the studied area and for several dates during the winter, i.e., at different stages of snow metamorphism. The same calibration was applied for DMRT-ML simulations driven by in situ measurements in order to compare the results (Fig. 4.1, Part b). These two  $\tau$ -calibrated chains of models are further respectively referred to as ‘Opt-Crocus-SP/ $\tau$ -DMRT-ML’ and ‘in-situ/ $\tau$ -DMRT-ML’.

#### 4.4.3 Sensitivity of ice lenses in Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML simulations

Once the  $\tau$  parameter was calibrated in DMRT-ML, the performance of the DMRT-ML model, driven by original Crocus snow profiles, was evaluated (further referred to as ‘Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML’, see Fig. 4.1, Part b). Results are compared to in-situ/ $\tau$ -DMRT-ML simulations to evaluate the impact of Crocus uncertainties for  $T_B$  simulations and to quantify the accuracy that can be expected from the standalone chain of models.

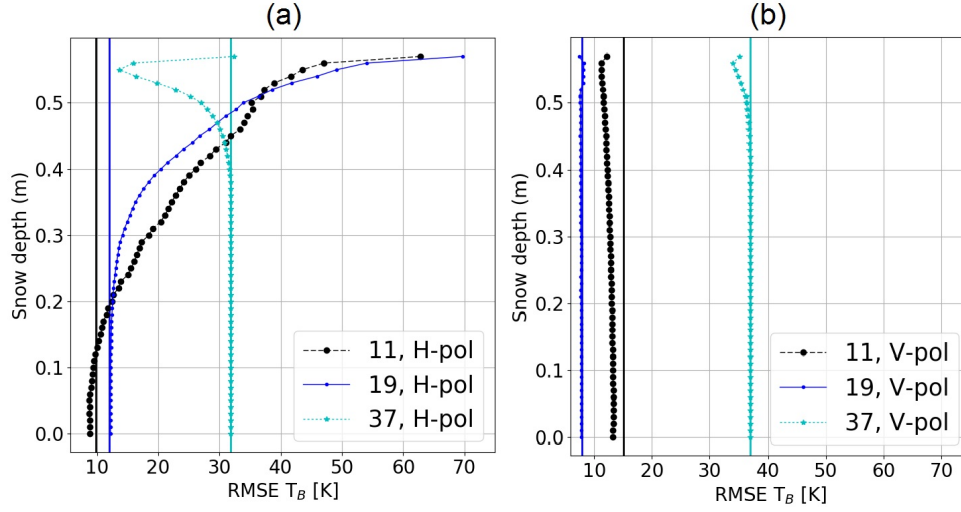
Crocus can detect the formation of melt-refreeze crusts but can not simulate layers with a density higher than  $400 \text{ kg m}^{-3}$  to respect the dynamic equilibrium of the equations (D’Ambroise *et al.*, 2017). It presents strong limitations to reproduce the formation of ice lenses (IL) at capillary barriers within the snowpack (Wever *et al.*, 2016) or due to freezing precipitation falling on the snowpack surface. Moreover, large uncertainties appear in the GEM precipitation forecast near  $0^\circ\text{C}$ , leading to unknown IL conditions. Since including ILs in DMRT-ML significantly reduces  $T_B$  RMSE (Roy *et al.*, 2016), ice layers have to be added in the Crocus snow profiles. But while we measured the exact location of ILs on the field and added it to in situ snow profile measurements and optimized Crocus snow profiles (Section 4.4.1.3), the difficulty is to determine where to put them in original simulated Crocus snow profiles (which are no longer optimized, and have neither the same depth nor the same stratigraphy as it was measured on the field).

To account for an ice layer in the forward simulations, the profile  $T_B$  emission was re-calculated successively, by adding a single IC layer at various depths (at each centimeters). The experiment was tested over the 30 snow profiles where ILs were observed in the field (see Tables S1 and S2). Crocus snow profiles have been normalized according to the mean

simulated snow depth and interpolated to have a vertical resolution in centimeters. This IL was modeled with a high density of  $900 \text{ kg m}^{-3}$  and with snow grains radius set to zero. Figure 4.3 shows the RMSE variations of Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML simulations through the normalized snow profile (for H-pol in Fig. 4.3a and V-pol in Fig. 4.3b), where  $T_B$  simulations were recalculated by adding a single IL layer at various depths. For example, at 11 GHz in H-pol (Fig. 4.3a), a RMSE of 35 K for a snow depth of 0.5 m means that when introducing an ice lens at 0.5 m in the simulated snow profile, the RMSE increases by 25 K compared to the RMSE without ice lens (10 K) (vertical black line in Fig. 4.3a). When the curves are near the vertical line, this means that the ice lens has not a significant impact on the  $T_B$ . This is the case at V-pol (Fig. 4.3b), compared to H-pol (Fig. 4.3a). The impact is greater in H-pol for 11 and 19 GHz (Fig. 4.3a), with an overall RMSE reduced by 17.8 K and 21.3 K respectively by including one IL. In V-pol (Fig. 4.3b), uncertainties induced by the presence of IL are weaker than in H-pol. Uncertainties of  $T_B$ ,  $37^\circ\text{V-pol}$  simulations are slightly reduced over the 30 first centimeters below the surface (penetration depth at this frequency for this snowpack), and  $T_B$ ,  $\text{V-pol}$  at 11 and 19 GHz are globally improved by about 2 K. By considering V-pol and H-pol, best  $T_B$  improvements are obtained by adding an IL at 4 cm below the surface.

Hence, to take into account the presence of ILs in DMRT-ML simulations driven by original Crocus snow profiles, an IL is added at 4 cm from the surface when ILs were observed on the field. DMRT-ML does not take into account the coherence effect, only absorption and internal reflection are considered (see comparison in Royer *et al.*, 2017) so the thickness variation of the ice layer has a negligible impact on simulated  $T_B$ s and was kept at 1 cm (Mätzler *et al.*, 1987; Montpetit *et al.*, 2013; Roy *et al.*, 2016). The automatic detection of ILs for an operational near-real time assimilation of satellite data will be addressed in a future work (Larue *et al.*, 2018). The simulation of a dynamical evolution of the IL through the winter in the Crocus simulated snow profile is out of the scope of this paper but is under constant development in Météo-France (Quéno *et al.*, 2016; D'Ambroise *et al.*, 2017) and should be used in further applications.





**Figure 4.3.** RMSE variations of Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML simulations obtained by varying the depth at which a single IL is added to the normalized snow (each centimeters) profile ( $\tau=0.17$ , see Section 4.5.2.2). Points are the RMSE values of  $T_B$  at 11 (black), 19 (blue) and 37 (cyan) GHz: (a) In horizontal polarization, (b) In vertical polarization. Statistics are estimated over 30 snowpacks where ILs were observed (see Tables S1 and S2). Vertical lines are the RMSE between simulated and measured  $T_B$  without the integration of IL in the simulated snowpack. Assimilation of PMW synthetic observations.

An off-line data assimilation (DA) scheme was implemented to assimilate daily, synthetic observations of  $T_B$ s. Synthetic  $T_B$  observations were obtained by forcing Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML with one perturbed meteorological forcing data and by perturbing this simulation according to satellite observations uncertainties (see Section 4.4.4.3 further).

Using synthetic data as a first step helps the development of a DA scheme to test the feasibility of the approach in a controlled environment where the ‘true’ state is known (Durand *et al.*, 2009; De Lannoy *et al.*, 2010; Charrois *et al.*, 2016). To apply the DA scheme, we need to know the statistics (mean, assumed 0 here, and covariance matrix) of: 1) forecast model errors, 2) observations errors. In this synthetic experiment, observation error statistics are prescribed (Section 4.4.4.2 further) and the forecast model errors are estimated with an ensemble method (Section 4.4.4.1 further). In this study, we assumed that the meteorological forcing data are the only sources of uncertainties in Crocus simulations. To represent the uncertainties of snowpack simulations, a method was thus developed to build an ensemble

of possible realization of meteorological forcing data and to drive the Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML chain of models. The synthetic experiment was tested at Station 12 (James Bay site), typical of the subarctic snow, between 1st November 2014 and 20 March 2015. Note that in this synthetic experiment framework, the choice of the study site is not crucial.

#### 4.4.3.1 *Ensembles of meteorological forcing data*

The daily ensemble of meteorological forcing data was created by perturbing each original GEM data ( $T_{\text{air}}$ , wind speed, precipitation and  $SW_{\text{down}}$ , same as in Section 4.4.1.3) according to their respective uncertainties. The construction of perturbations was carried out with a sensitivity analysis of the GEM meteorological variables using in situ measurements at six weather stations for which all meteorological variables are available daily and for four winters (from 2012 to 2016). The locations of these weather stations were presented in Fig. 4.2. Table 4.2 shows statistics of original GEM data compared to observations and compared to the ensemble of perturbed GEM data. Perturbations follow a first order auto-regressive equation as in Charrois *et al.* (2016):

$$X_t = \varphi_{\text{cal}} \cdot X_{t-1} + \varepsilon_t \quad [4.6]$$

where the parameter  $\varphi_{\text{cal}}$  is adjusted for each variable so that the variations in uncertainties between the created ensemble and the original meteorological forcing data exhibit time scales similar to those between observations and the original meteorological forcing data. The amplitude of perturbations is controlled by the variable  $\varepsilon_t$ , a white noise with zero mean and constant standard deviation  $\sigma$ . The  $\sigma$  translates the residual between the original meteorological forcing data and observation at time  $t$ . Table 4.2 gives the calibrated values of the  $\varphi_{\text{cal}}$  factor, the biases and the standard deviations of the differences [GEM-OBS] and [GEM-Ensemble] obtained for each meteorological variable. These differences are of the same order of magnitude and the distribution of the created ensemble is consistent.

Precipitation, wind speed and  $SW_{\text{down}}$  were perturbed by a multiplicative factor centered at 1. Perturbation boundaries were fixed at -0.9 and 0.9.  $T_{\text{air}}$  was perturbed by an additive factor, with boundaries fixed at +3 K and -3 K to avoid excessive perturbations. The variations of the standard deviation of [GEM-OBS] estimated in Table 4.2 show that these

boundaries are in reasonable ranges.  $LW_{\text{down}}$  were calculated from the perturbed  $T_{\text{air}}$  by using the equation [4.5]. In order to maintain some physical consistency in the simulations,  $SW_{\text{down}}$  are limited to  $200 \text{ W.m}^{-2}$  when there is precipitation (presence of clouds) (Charrois *et al.*, 2016). Our ensemble of perturbed meteorological forcing data is composed of 150 members, it appears to be a good compromise between computing time and accuracy (sensitivity analysis not shown).

This stochastic approach is easy to implement and allows to build an ensemble of perturbed forcing data to test our DA scheme for one site. Nevertheless, it presents some limitations since all cross-correlations between forcing data are not taken into account. It is not critical in our synthetic experiment since the considered truth will be simulated running Crocus with one forcing member drawn from this generated ensemble (as explained in Charrois *et al.*, 2016). Obviously, for future works, more consistent ensembles should be used to apply this approach to a spatial scale, as the Regional Ensemble Prediction System (REPS), which provides consistent ensembles of GEM meteorological forcing data with a spatial resolution of  $15 \times 15 \text{ km}^2$ .

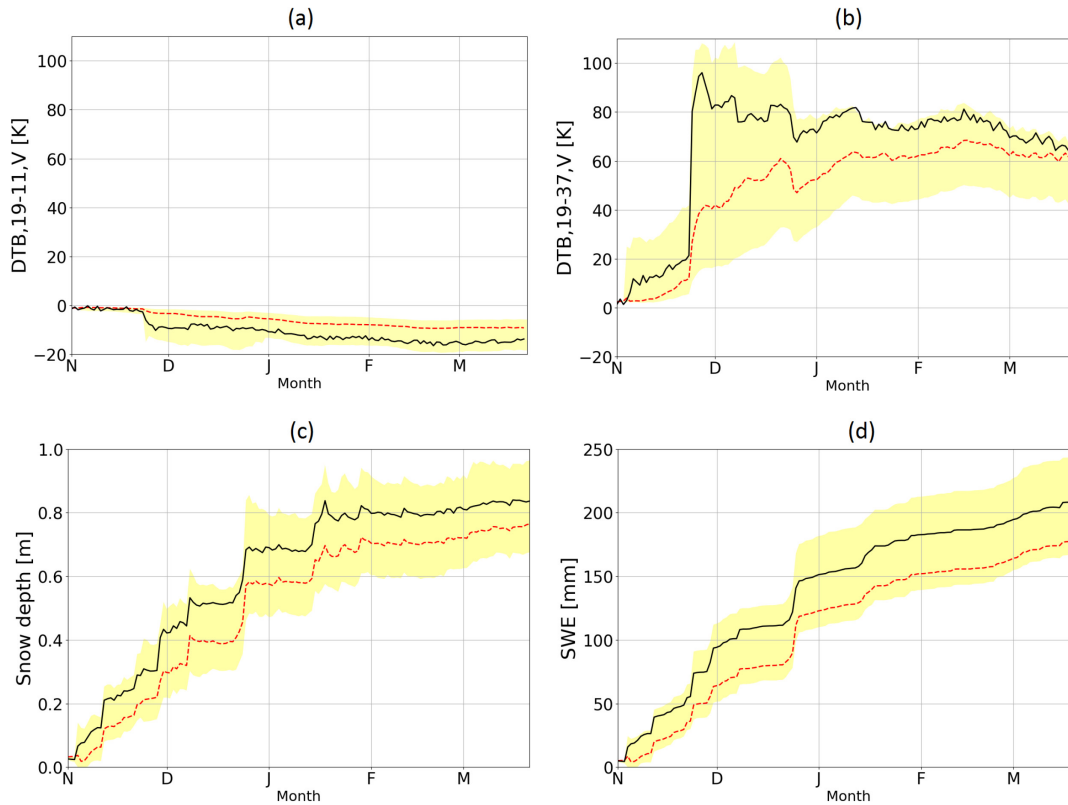
**Table 4.2.** Mean of GEM meteorological forcing data, local observations and of the created ensemble of perturbed meteorological GEM data ( $\text{Mean}_{\text{OBS}}$ ,  $\text{Mean}_{\text{GEM}}$ , and  $\text{Mean}_{\text{ENS}}$  respectively) for the November-to-March time period from 2012 to 2016. Standard deviations ( $\sigma$ ) and biases of original GEM data compared to observations and compared to created ensembles of GEM data.  $\phi_{\text{cal}}$  is the calibrated factor applied to propagate the perturbation X in [4.6].

Variables	$\text{Mean}_{\text{OBS}}$	$\text{Mean}_{\text{GEM}}$	$\text{Mean}_{\text{ENS}}$	GEM - OBS		GEM - ENSEMBLE		$\phi_{\text{cal}}$
				$\sigma$	Bias	$\sigma$	Bias	
$T_{\text{air}}$ (K)	262	260	258	3.22	0.50	2.05	0.05	0.99
P. Rate ( $\text{kg/m}^2/\text{h}$ )	0.11	0.10	0.06	0.23	0.04	0.18	0.01	0.01
Wind (m/s)	3.34	4.21	5.30	2.92	1.22	4.82	0.96	0.81
$SW_{\text{down}}$ ( $\text{W/m}^2$ )	83.3	91.6	85.1	142	8.30	139	11.7	0.36

#### 4.4.3.2 Ensemble simulations

The ensemble of perturbed meteorological forcing data was used as inputs to simulate an ensemble of snowpacks with Crocus and of  $T_{\text{Bs}}$  with the Crocus/ $\tau$ -DMRT chain of models

at 11, 19 and 37 GHz, without data assimilation (‘open-loop run’). Figure 4.4 shows the dispersion of the simulated ensembles obtained without assimilation, as well as the original simulation obtained with unperturbed meteorological forcing data and the simulation considered as the ‘synthetic observation’ for several variables of interest: SWE, SD, and the  $T_B$  differences, between 19 and 37 GHz and between 19 and 11 GHz, in vertical polarization (further referred to as ‘ $\Delta T_{B,19-37}$ ’ and ‘ $\Delta T_{B,19-11}$ ’ respectively). The spread of the ensemble reflects the uncertainties in meteorological data and their impact on SWE and  $\Delta T_B$  simulations. In this experiment, we considered meteorological errors only and not the model errors, which will be considered in a future work in the perspective of real data assimilation.



**Figure 4.4.** Ensemble of simulations with 150 perturbed meteorological forcing data without assimilation (yellow zone, delimited by the 5th and the 95th percentiles), at the James Bay site (station 12, Fig. 4.2) and during the winter of 2014/2015. Simulations of (a)  $DT_{B,19-11,V} = T_B 19 \text{ GHz, V-pol} - T_B 11 \text{ GHz, V-pol}$ , (b)  $DT_{B,19-37,V} = T_B 19 \text{ GHz, V-pol} - T_B 37 \text{ GHz, V-pol}$ , (c) snow depth, (d) SWE. Red lines are the simulations obtained with unperturbed meteorological forcing data, and black lines are the simulations considered as the synthetic observations (Section 4.4.4.3).

#### 4.4.4 Assimilated synthetic observations

Observations are composed of  $T_B$ s at 11, 19 and 37 GHz, in vertical polarization. Chang’s algorithm (1987) shows the correlation between SWE retrievals and the  $T_B$  difference between the 19 and the 37 GHz channels, in H-pol. Here we used vertical polarization  $T_B$  because horizontal polarization  $T_B$  is more sensitive to the stratigraphy of the snowpack and to the presence of ILs (Mätzler, 1987). Moreover, Rango *et al.* (1979) demonstrated that  $T_B$ s at H-pol and V-pol have similar relationships with SWE and SD for spaceborne PMW observations over large footprint (Foster *et al.*, 2005).

To get the synthetic  $T_B$  observations, the forcing data were selected in order to have  $T_B$  RMSEs (between original Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML simulations and synthetic  $T_B$  observations) with the same order of magnitude as the  $T_B$ s RMSEs estimated with measurements ( $\sim 27$  K, see Section 4.5.3 further). This simulation is called the ‘synthetic truth’. The same forcing data were used to simulate the synthetic observations of SWE and SD with Crocus to study the SD and SWE improvements obtained with the DA scheme (Charrois *et al.*, 2016).

The measurement error standard deviation associated with AMSR-2 is assumed to be 2 K (Durand and Margulis, 2007). In the framework of the twin experiment, the covariance matrix of observation errors (R matrix) is diagonal. Synthetic  $T_B$  observations were made by perturbing the ‘synthetic truth’ with random Gaussian noises of 0 mean and 2 K standard deviation.

To find the most relevant configuration for SWE and SD estimates, several scenarios were tested by assimilating different frequencies, or combination of frequencies.  $\Delta T_{B, 19-37}$  values give useful information for medium snowpack, but  $\Delta T_{B, 19-11}$  is more sensitive to deep snow, as for the SWE AMSR-E product (Tedesco *et al.*, 2010; Tedesco & Narvekar, 2010).

##### 4.4.4.1 Configuration and evaluation of the data assimilation scheme

In this experiment, we consider a dry snow period only. As a matter of fact, wet snow absorbs all the emission at these frequencies, and become as a “black body” near 273 K. Assimilating  $T_B$  does not bring any information on the snowpack state volume. In practice,

when the liquid water content of the snowpack simulated by the snow model becomes positive (not zero), a flag can be put in the DA scheme to stop the assimilation.

To quantify the impact of DA, the daily RMSEs of ensembles of simulated SWE and SD obtained with and without the assimilation were estimated by using the equation [4.7],

$$RMSE_t = \sqrt{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_{sim\ i,t} - X_{True\ t})^2\right)} \quad [4.7]$$

with N the ensemble size,  $X_{sim\ i,t}$  the simulated variable from the member i at time t, and  $X_{True\ t}$  the truth simulation of the variable at time t. The synthetic observations were also compared to the mean of the assimilated ensembles.

#### 4.4.4.2 Implementation of a particle Filter

The choice of using a particle filter (Van Leeuwen 2009, 2014) as our DA scheme has been motivated by considering several aspects of our system. The physics of the Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML chain is strongly nonlinear and the particle filter (PF) is capable of assimilating ensembles of data in nonlinear models, whereas the Ensemble Kalman Filter (EnKF) is for weakly nonlinear models (Arulampalam *et al.*, 2002). Moreover, the PF approach can cope with the variable number of state variables resulting from the changing number of snow layers in Crocus. It is easy to implement and has been used in several studies to assimilate radiances in a snowpack model (Dechant & Moradkhani, 2011; De Lannoy *et al.*, 2012; Charrois *et al.*, 2016). The algorithm is documented in Van Leeuwen (2009, 2014), only a brief description and the implemented state-space framework is detailed here. The PF-SIR algorithm used in this study is fully described in Charrois *et al.* (2016). As the Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML chain of models progresses forward in time, the prior distribution of states is produced with the equation [4.8],

$$x_t^i = f(x_{t-1}^i, F_t^i) \quad [4.8]$$

where f is the forward operator to build the new ensemble of snowpack simulations  $x_t$  from time t-1 to time t, according to the past states  $x_{t-1}$  and the perturbed meteorological forcing data  $F_t$  at time t.  $x_t^i$  is the snowpack prior state (or prediction, with  $i = 1 \dots N$  according to the N ensemble size) obtained with the Crocus model and  $x_{t-1}^i$  was the updated snowpack state

at time  $t-1$ .  $F_t^i$  is the prior state of perturbed meteorological forcing data at time  $t$ . The snowpack prior states are then used to predict observations at time  $t$ , with [4.9],

$$y_t^i = h(x_t^i) \quad [4.9]$$

where  $y_t^i$  are the predicted  $T_{Bs}$ . The observation operator  $h$  is the  $\tau$ -calibrated DMRT-ML model chain. The particle filter implements a recursive Bayesian filter to update the probability density function (pdf), which describes the distribution of the particles  $x_t^i$  at each observation time. In the analysis step, the new posterior distribution is updated by weighting each particle  $x_t^i$  according to the distance of  $y_t^i$  to the available observation.

To avoid the common degeneracy problem, which occurs when all particles converge to a unique trajectory (Moradkhani *et al.*, 2012), a Sequential Importance Resampling (SIR) algorithm is applied to duplicate ensemble members with significant weight, while discarding samples with insignificant weight, and to maintain an effective sample that represents the system probability distribution at each time step (Gordon *et al.*, 1993; Charrois *et al.*, 2016). The particle filter with an SIR method (hereafter referred to as ‘PF-SIR’) sequentially propagates the resampled and updated pdf of the model state. Particles are resampled around a minimum of 25 particles on which the highest weights are concentrated. The model state is updated daily with synthetic observations.

## 4.5 Results

### 4.5.1 Analysis of the modeled snowpack evolution

Comparisons of SD and SWE variations between daily Crocus simulations driven by original meteorological forcing data and ground-based measurements is shown in Fig. 4.5. These Figures illustrate the accuracy obtained for three representative stations over Québec, one station per land cover: subarctic (Station 12), coniferous (Station 1) and herbaceous (Station 2) areas (see Fig. 4.2 for locations). The detailed statistical performances of the 14 nivometric stations are summarized in Tables 4.3 (SD) and 4 (SWE) giving RMSEs, relative percentage errors (RPE), biases for the mean and maximum values and also the mean measured and simulated values. The Station 13, which is located in the region with the largest

snowfall in Québec, has the highest SD and SWE measurements and the highest biases, showing the need to improve simulated snow cover when driven by irregular meteorological forcing data.

Overall SD RMSE, bias and RPE are respectively 0.24 m,  $0.18 \pm 0.07$  m and 32% (3537 SD data, Table 4.3). In general, the model overestimates SD starting from January and keep the bias for the whole winter. This shows the sensitivity of meteorological uncertainties: if an event is under- or over-estimated at the beginning of the season, Crocus has no way to readjust it and keeps the bias all winter. Nevertheless, the time of snowmelt is very well simulated, with an average deviation with the snowmelt day equal to 3.8 days.

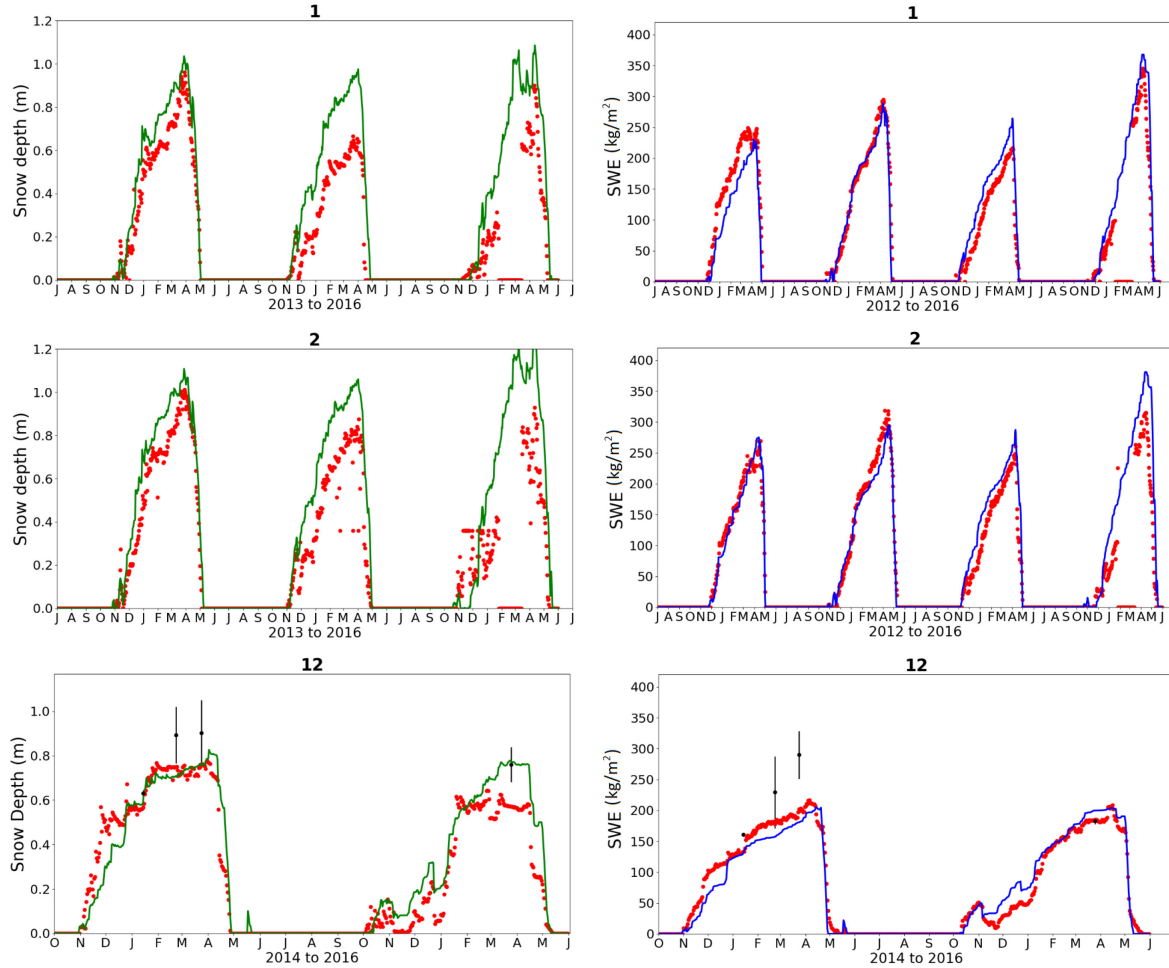
Overall SWE RMSE, bias and RPE are respectively 34.6 kg m<sup>-2</sup>,  $10.6 \pm 13.0$  kg m<sup>-2</sup> and 18.4% (4880 SWE data, Table 4.4). While the model performed relatively well for the average SWE simulations, one can note that there are some significant differences (some stations, some years; for example, Station 1 winter 2014-2015 and Station 2 winter 2015-2016).

There are some differences between SWE and SD scores. To further investigate this point, a study of the bulk snowpack density ( $\rho = \text{SWE}/\text{SD}$ ,  $\rho$  in kg m<sup>-3</sup>, SWE in kg m<sup>-2</sup> and SD in m) was performed for the six stations having collocated daily SD and SWE measurements (stations without \* in Tables 4.3 and 4.4). For 4168 daily bulk snowpack density data points, the overall bias and RMSE between measurements and simulations are  $4.6 \pm 17.16$  kg m<sup>-3</sup> and  $90.8 \pm 24.5$  kg m<sup>-3</sup> respectively. Crocus simulations reflect the evolution of the snow cover, with a relative bulk snow density percentage of error of 4.4%.

The bias of the annual SD<sub>max</sub> is of  $0.26 \pm 0.14$  m and the measured annual SD<sub>max</sub> is of 0.75 m (Table 4.1). The RPE of the annual SD<sub>max</sub> thus reaches 35%. Also, the overall SWE<sub>max</sub> bias is equal to  $37.3 \pm 38.3$  kg m<sup>-2</sup> at the end of the season, meaning a RPE of 16% by considering an average SWE<sub>max</sub> of 236.4 kg m<sup>-2</sup> (Table 4.1). The overall maximum range of error can reach 75.6 kg m<sup>-2</sup> by adding the mean and the standard deviation (Table 4.4), corresponding to an observed variability in simulations up to 32%. For hydrological applications, the accuracy of the simulated SWE<sub>max</sub> would be very important since inaccurate prediction of the water supply at the end of the winter usually have a significant impact. Even



if Crocus simulations, driven by GEM data ( $10 \times 10 \text{ km}^2$ ), appears relatively accurate,  $\text{SWE}_{\text{max}}$  simulations need to be improved for hydrological applications.



**Figure 4.5.** Left: SD evolution over several winters (covering 2013 to 2016) simulated by Crocus (green) and measured (red) over three nivometric stations (No. 1, 2 and 12). Station characteristics are detailed in Fig. 4.2 and Table 4.1. Right: same as left but for SWE. The black vertical lines for Station 12 are the standard deviations estimated with three in situ measurements taken around the station and illustrating the difficulty of capturing the local spatial variability of the snowpack.

**Table 4.3.** Statistical performance of the simulated SD obtained with Crocus over several winters for  $SD_{obs} > 0.20$  m (Station characteristics are detailed in Table 4.1). Site 14\*\* is a site with SD data only. The mean and the standard deviation (std) values are estimated by taking all the daily data for all stations. The average  $SD_{max}$  is 0.75 m (Table 4.1). (\*) Stations where SD and SWE measurements are not collocated.

Sites #	RMSE	Bias	RPE (%)	$SD_{max}$ bias	Mean	
					$SD_{obs}$	$SD_{sim}$
1	0.22	0.20	37.6	0.13	0.18	0.29
2	0.24	0.18	32.1	0.26	0.23	0.35
3*	0.26	0.25	42.7	0.29	0.19	0.33
4*	0.17	0.08	14.0	0.56	0.18	0.24
6	0.21	0.18	40.4	0.23	0.12	0.22
7*	0.21	0.17	29.7	0.29	0.19	0.29
8*	0.22	0.18	38.4	0.25	0.14	0.24
9	0.25	0.23	47.1	0.24	0.21	0.31
10*	0.26	0.24	47.4	0.21	0.22	0.33
12	0.10	0.03	11.5	0.11	0.27	0.30
13	0.36	0.32	51.3	0.33	0.25	0.40
14**	0.16	-0.12	15.3	-0.08	0.36	0.30
Spatial mean	0.24	0.18	32.0	0.26	0.20	0.30
Spatial std	0.05	0.07	11.9	0.14	0.29	0.39

**Table 4.4.** Same as Table 4.3 but for SWE simulations, for  $SWE_{obs} > 48$  kg m<sup>-2</sup>. The average  $SWE_{max}$  is 237.1 kg m<sup>-2</sup> (Table 4.1).

Sites #	RMSE	Bias	RPE (%)	$SWE_{max}$ bias	Mean	
					$SWE_{obs}$	$SWE_{sim}$
1	43.5	8.30	13.1	8.20	63.1	71.4
2	51.0	15.5	23.6	29.9	65.7	81.2
3*	51.0	15.6	28.7	31.0	54.4	70.1
4*	21.0	3.00	4.90	6.00	61.4	64.4
5*	18.0	-5.50	8.20	4.90	66.6	61.2
6	25.6	11.8	28.8	56.7	40.9	52.7
7*	39.6	6.30	10.6	20.8	60.0	66.3
8*	14.0	0.40	0.70	28.2	58.1	58.5
9	32.3	14.8	33.6	53.0	44.1	58.9
10*	31.8	11.5	21.3	53.3	54.1	65.6
11*	25.9	9.90	18.6	58.7	53.1	62.9
12	15.7	-1.30	1.60	-7.50	78.6	77.4
13	80.2	47.5	45.0	142	106	153
Spatial mean	34.6	10.6	18.4	37.3	62.0	72.6
Spatial std	18.6	13.0	13.4	38.3	16.3	25.4

## 4.5.2 Calibration and validation of the snow stickiness parameter

### 4.5.2.1 Optimization of Crocus snow profiles

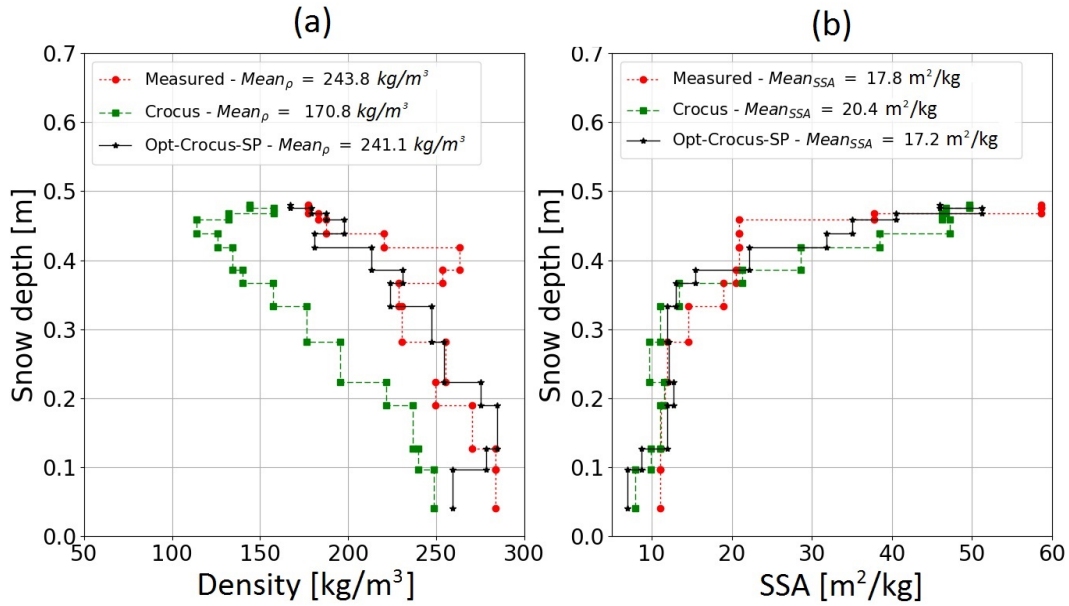
Meteorological forcing data are adjusted with the SCE-UA algorithm to get the optimized Crocus snow profiles used as inputs in DMRT-ML for the calibration of the snow stickiness parameter. Table 4.5 summarizes the performance of the optimization and shows the average and standard deviation values of the factors  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ ,  $\delta$ . The  $\alpha$  additive factor applied to GEM  $T_{\text{air}}$  is about 0.56 and is of the same order of magnitude than the bias of the GEM  $T_{\text{air}}$  variable equal to 0.50 K (see Table 4.2). The multiplicative factors applied to precipitations, wind speeds and  $SW_{\text{down}}$  are 0.93, 1.21 and 0.95 respectively, which are also realistic compared to the relative percentage of error (see equation 3) of these meteorological variables equal to 36%, 34% and 10% respectively (see Table 4.2). The overall RMSE, bias and RPE between measured and optimized Crocus SD are equal to 0.01,  $-0.001 \pm 0.006$  and 0.1% respectively and are equal to 0.4,  $0.1 \pm 0.4$  and 0.04% respectively for the Crocus snow density  $\rho_{\text{snow}}$ .

**Table 4.5.** Results of the optimization processes: Average SD and  $\rho_{\text{snow}}$  of the 49 measured and Crocus simulated snow profiles ( $n$  = number of sites = 49), obtained with and without the SCE-UA optimization of each snow profiles ('Optimized Crocus simulations'). Temperature was corrected by an additional factor  $\alpha$ . Precipitation rate, wind speed and  $SW_{\text{down}}$  were corrected by multiplicative factors named  $\beta$ ,  $\gamma$  and  $\delta$  respectively. These factors are applied as constants along the simulated winter season. The values in brackets correspond to the standard deviations of each variable. RMSE is the overall RMSE between optimized Crocus simulations and measurements

n	Measurements		Crocus simulations		Optimized Crocus simulations		$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	$\delta$	RMSE	
	SD (m)	$\rho_{\text{snow}}$ (kg m <sup>-3</sup> )	SD (m)	$\rho_{\text{snow}}$ (kg m <sup>-3</sup> )	SD (m)	$\rho_{\text{snow}}$ (kg m <sup>-3</sup> )					SD (m)	$\rho_{\text{snow}}$ (kg m <sup>-3</sup> )
49	0.60 ( $\pm 0.19$ )	238 ( $\pm 28.0$ )	0.66 ( $\pm 0.19$ )	225 ( $\pm 33.2$ )	0.60 ( $\pm 0.19$ )	238 ( $\pm 28.1$ )	0.56 ( $\pm 0.76$ )	0.93 ( $\pm 0.24$ )	1.21 ( $\pm 0.25$ )	0.94 ( $\pm 0.06$ )	0.01	0.40

To illustrate the impact of the snowpack optimization on the simulated stratigraphy, Fig. 4.6a and 4.6b show respectively a comparison of snow density and SSA profiles

including measured profiles and simulated profiles with and without the SCE-UA optimization for a single site (James Bay field campaign, 8 January 2013). In order to compare the simulated and measured SSA or density values for each snow layer, simulated snow profiles were normalized with respect to the observed snow depth. On this site, the optimization helps to produce a better representation of the vertical snowpack variability, with lower density and SSA errors. The overall RPE of simulated SSA before and after the optimization is reduced from 48.1% to 39.0% by considering the 49 optimized snowpack. This approach permits a more realistic vertical representation of snow profiles. This is a preliminary step to correct snow microstructure modeling in DMRT-ML simulations driven by Crocus snow profiles.

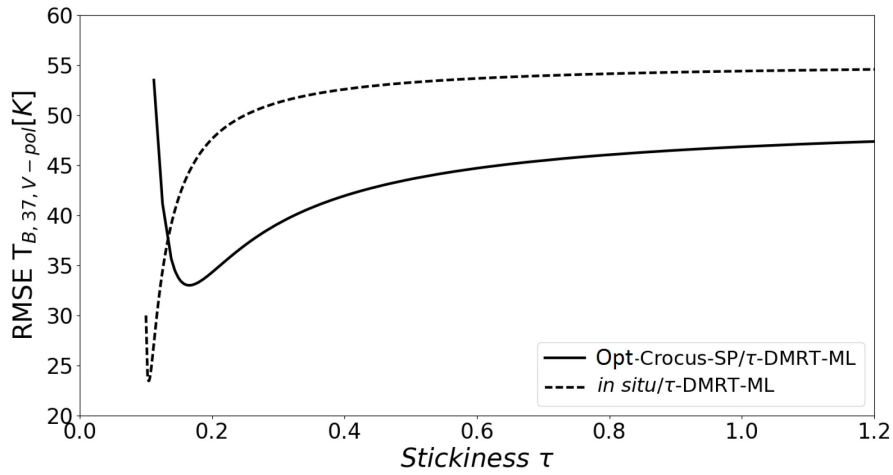


**Figure 4.6.** For one site of the 2013 James Bay field campaign (01/08/2013): (a) Observed density profile (dotted red line) and Crocus simulations of density profiles driven by original meteorological forcing data (dashed green line), and driven by adjusted meteorological forcing data (full black line); (b) Same as (a) but for SSA profiles.

#### 4.5.2.2 Snow stickiness calibration in DMRT-ML

Over the 25 field sites (calibration dataset),  $T_{Bs, 37 \text{ V-pol}}$  are simulated with the DMRT-ML model driven by the Opt-Crocus-SP for several snow stickiness parameter ( $\tau$ ) values

(from 0.1 to 3). Fig. 4.7 shows variations of the RMSE between simulated and measured  $T_{B, 37 \text{ V-pol}}$ , according to  $\tau$ -values. It reaches a minimum when  $\tau = 0.17$ , with a RMSE of 33.1 K. In comparison, when DMRT-ML is driven directly by in situ snowpack measurements, the RMSE between simulated and measured  $T_{B, 37 \text{ V-pol}}$  reaches a minimum when  $\tau$  is equal to 0.11, with a RMSE of 23.5 K (Fig. 4.7). As expected, the two calibrated  $\tau$ -values (0.17 and 0.11) are close to one another, and they are further used in the  $\tau$ -DMRT-ML simulations, according to the inputs (Tables 4. 6 and 4.7).



**Figure 4.7.** RMSE of  $T_B$  at 37 GHz, at V-pol, according to the snow stickiness parameter  $\tau$  over 25 field sites (calibration database is detailed in Tables S1 and S2). The full line is the RMSE estimated for  $T_{Bs}$  simulated with Opt-Crocus-SP/DMRT-ML. The dotted line is the RMSE estimated for  $T_{Bs}$  simulated with DMRT-ML driven by in-situ measurements.

The calibrated  $\tau$ -value of 0.17 is evaluated for Opt-Crocus-SP/ $\tau$ -DMRT-ML simulations with the independent validation database (24 snow profiles, see Tables S1 and S2), in comparison to in situ/ $\tau$ -DMRT-ML simulations obtained with a calibrated  $\tau$ -value of 0.11. Table 4.6 presents all the statistical performances for several scenarios compared to surface-based measurements. Without and with a calibrated  $\tau$ -value of 0.11, the RMSE of  $T_{B, 37 \text{ V-pol}}$  estimated for in situ/ $\tau$ -DMRT-ML simulations goes from 64.3 K to 24.0 K. In comparison, the RMSE obtained for Opt-Crocus-SP/ $\tau$ -DMRT-ML simulations without and with a calibrated  $\tau$ -value of 0.17 goes from 53.9 K to 18.5 K. The overall RMSEs for

simulated  $T_B$ s in 11, 19 and 37 GHz in V-pol and H-pol are equal to 16.1 K and 18.0 K when DMRT-ML is driven by in situ snow profiles and Opt-Crocus-SP, respectively. In both cases, uncertainties are similar and reduced by about 17 K with the calibration, showing that simulated  $T_B$  accuracy is the same with a  $\tau$ -calibrated radiative transfer model driven by in situ measurements or driven by a snowpack model initialized with accurate meteorological inputs (Opt-Crocus-SP).

The RMSE range obtained with the Opt-Crocus-SP/ $\tau$ -DMRT-ML is between 10.5 and 20.9 K for the 19 and the 37 GHz in V-pol and H-pol, slightly larger than the overall range estimated by Sandels *et al.* (2016) (4.7 to 11.6 K), driven by the Jules Investigation Model (JIM, developed by Essery *et al.*, 2013). The JIM includes an ensemble of snowpack evolution models to provide a systematic method to examine the sensitivity of snow parameters that can lead to better results.

**Table 4.6.** RMSE of  $T_B$  simulations (K) for Opt-Crocus-SP/ $\tau$ -DMRT-ML and in-situ/ $\tau$ -DMRT-ML simulations over the 24 validation sites. For comparison, simulations with non-sticky sphere microstructure in DMRT-ML are given (referred as ‘In-situ/DMRT-ML’ and ‘Opt-Crocus-SP/DMRT-ML’). ‘V’ and ‘H’ are the vertical and horizontal polarizations.

Scenarios	IL	Nbr of sites	RMSE (K)						Overall RMSE
			11V	11H	19V	19H	37V	37H	
In-situ/ MRT-ML	YES	24	11.4	17.3	17.6	20.1	64.3	63.2	32.3
In-situ/ $\tau$ -DMRT-ML ( $\tau=0.11$ )	YES	24	10.9	17.0	11.6	14.0	24.0	19.1	16.1
Opt-Crocus-SP/DMRT-ML	YES	24	13.5	22.9	18.8	27.8	53.9	56.5	36.3
Opt-Crocus-SP/ $\tau$ -DMRT-ML ( $\tau=0.17$ )	YES	24	12.9	22.3	10.5	20.9	18.5	20.0	18.0

#### 4.5.3 Evaluation of $T_B$ simulations with Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML

The PMW emission simulations obtained with DMRT-ML, driven by original Crocus snow profiles and with a  $\tau$ -value of 0.17, are evaluated to quantify the accuracy that can be expected from the standalone model chain over Québec. Table 4.7 summarizes the RMSE investigated for different model setups compared to surface-based measurements at 11, 19

and 37 GHz in V-pol and H-pol. For snow emission simulations with DMRT-ML, best results are given by the in-situ/ $\tau$ -DMRT-ML simulations, since there are negligible uncertainties in the inputs and a calibrated  $\tau$ -value of 0.11. These simulations show an overall RMSE of 19.1 K, and a RMSE of 26.2 K for  $T_{B, 37 \text{ V-pol}}$  only.

For the 49 field sites, the overall RMSE of the Crocus/DMRT-ML simulations without using a calibrated  $\tau$ -value and without considering the presence of IL is of 43.0 K. The RMSE for only  $T_{B, 37 \text{ V-pol}}$  is 52.7 K. These simulations are significantly improved by calibrating a snow stickiness at 0.17, with an overall RMSE of 33.1 K, and by including an IL at 4 cm from the surface, with an overall RMSE of 27.2 K. Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML uncertainties may appear relatively high (RMSE of 27.2 K) compared to in situ/ $\tau$ -DMRT-ML uncertainties (RMSE of 19.1 K), but it can be explained by many factors such as soil variability, or the presence of many tiny ice crusts in the measured snow profiles, which affect the snowpack emission (see Roy *et al.*, 2016). All these IL were taken into account and correctly located in the in situ snow profile inputs, whereas only one IL of 1 cm at 4 cm from the top of the Crocus snow profile was integrated. As a conclusion, in the standard optimized case based on original Crocus simulations, a calibrated  $\tau$ -value in DMRT-ML equal to 0.17 and detected ILs, the simulated  $T_B$  RMSE is reduced by 36.7 % without any reference to surface-based data in comparison to initial Crocus/DMRT-ML simulations, without ILs and with a non-sticky sphere microstructure representation (Table 4.7).

At 37 GHz in V-pol, the performance of DMRT-ML simulations driven by optimized Crocus snow profiles and by original Crocus snow profiles was equal to 18.0 K (Table 4.6) and to 39.4 K (Table 4.7, with ILs), respectively. The error differences between the two experiments show the impacts of meteorological uncertainties on Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML simulations.

**Table 4.7** Same as Table 4.6 but for DMRT-ML simulations driven by in situ or original Crocus snow profiles (without adjusted meteorological inputs) for the 49 field sites. When IL are taken into account in Crocus snow profiles, an IL is integrated at 4 cm from the surface of the Crocus snow profile when it was observed on the field (Section 4.4.3).

Model	IL	Nbr of site	RMSE (K)						Overall RMSE
			11V	11H	19V	19H	37V	37H	
In situ /DMRT-ML	YES	49	9.2	23.2	16.0	24.2	60.4	58.4	31.9
In-situ / $\tau$ -DMRT-ML ( $\tau=0.11$ )	YES	49	8.9	23.1	11.2	20.9	26.2	24.5	19.1
Crocus/DMRT -ML	YES	49	12.6	35.2	16.7	32.4	50.5	42.5	31.7
	NO	49	14.5	47.8	19.7	53.3	52.7	69.9	43.0
Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML ( $\tau=0.17$ )	YES	49	11.8	34.9	10.9	30.7	39.4	35.5	27.2
	NO	49	13.4	46.4	13.0	42.9	41.7	41.4	33.1

#### 4.5.4 $T_B$ assimilation in the model chain

The ensemble method and the DA scheme (described in Section 4.4.4) were implemented in the calibrated Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML chain (Fig 4.1, Part c) and tested under a variety of conditions at Station 12 (James Bay territory) for the 2014-2015 winter.

##### 4.5.4.1 *Impact of the assimilated frequency*

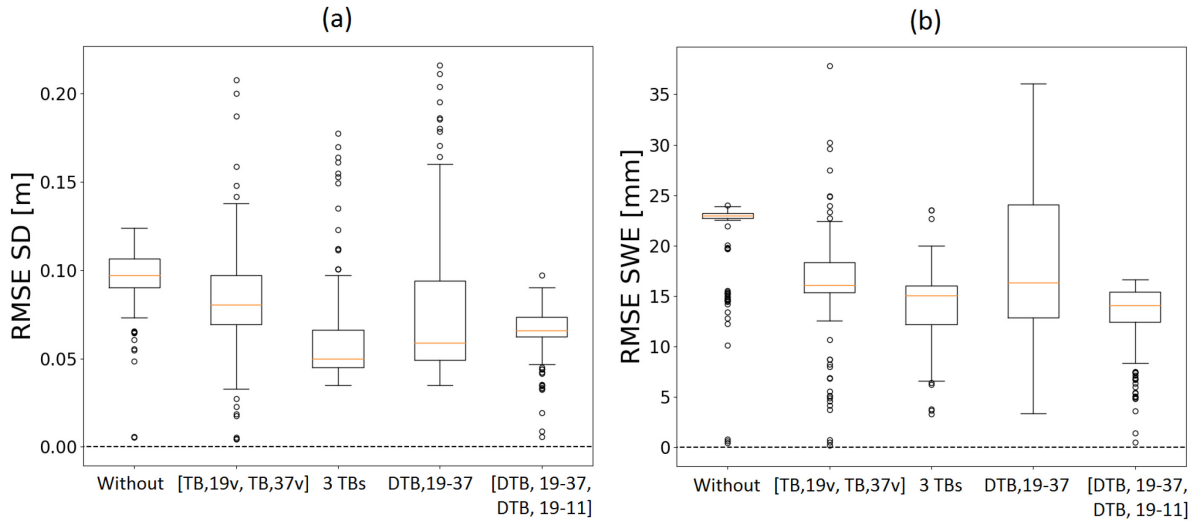
Several runs of assimilations are tested by using different frequencies, or combinations of frequencies (with  $T_B$ s at 11, 19 and 37 GHz in V-pol), to evaluate the information content in observations for SWE and SD retrievals. Fig. 4.8a and Fig. 4.8b show the spread of the daily RMSEs of SWE and SD ensembles obtained with and without assimilation over the whole winter (equation [4.7]). Only the most relevant combinations are presented here.

With all the combinations used in the DA scheme, the RMSEs of SD ensembles are improved compared to RMSEs obtained without assimilation (Fig. 4.8a). By smoothing extreme values, the multi-variable assimilation of both  $\Delta T_{B,19-11}$  and  $\Delta T_{B,19-37}$  makes the biggest contribution for improving SWE and SD estimates compared to others experiments. The mean RMSE of the SWE ensemble is equal to  $12.9 \text{ kg m}^{-2}$  by assimilating the two  $\Delta T_B$ s,



significantly better than the mean RMSE of the SWE ensemble obtained without assimilation equal to  $23.2 \text{ kg m}^{-2}$ . Improvements are less significant by assimilating  $T_{Bs}$  at 19 and 37 GHz only ( $\Delta T_{B,19-37}$  or  $[T_{B,19}$  and  $T_{B,37}]$ ). By adding the  $T_{Bs}$  at 11 GHz, observations stay sensitive to the SWE for both medium and deep snowpack. Indeed, unlike  $T_{Bs}$  at 11 GHz,  $T_{B,37,V-pol}$  saturates when SWE is greater than 150 mm (De Sève *et al.*, 1997).

The accuracy of SWE estimates is also good by assimilating the three frequencies separately (SWE RMSE of  $15.0 \text{ kg m}^{-2}$ ). Nevertheless, it imposes more constraints and the risk is to fall into a degeneracy problem even with a reasonable number of particles (150 members). Degeneracy problem are observed (not shown), which can occur when the ensemble size is not large enough to correctly redistribute the weights around the solution. All the particles converge to a unique trajectory (Moradkhani *et al.*, 2012). This aspect is out of the scope of this paper for this preliminary experiment, but will be addressed in a future work of real data assimilation.



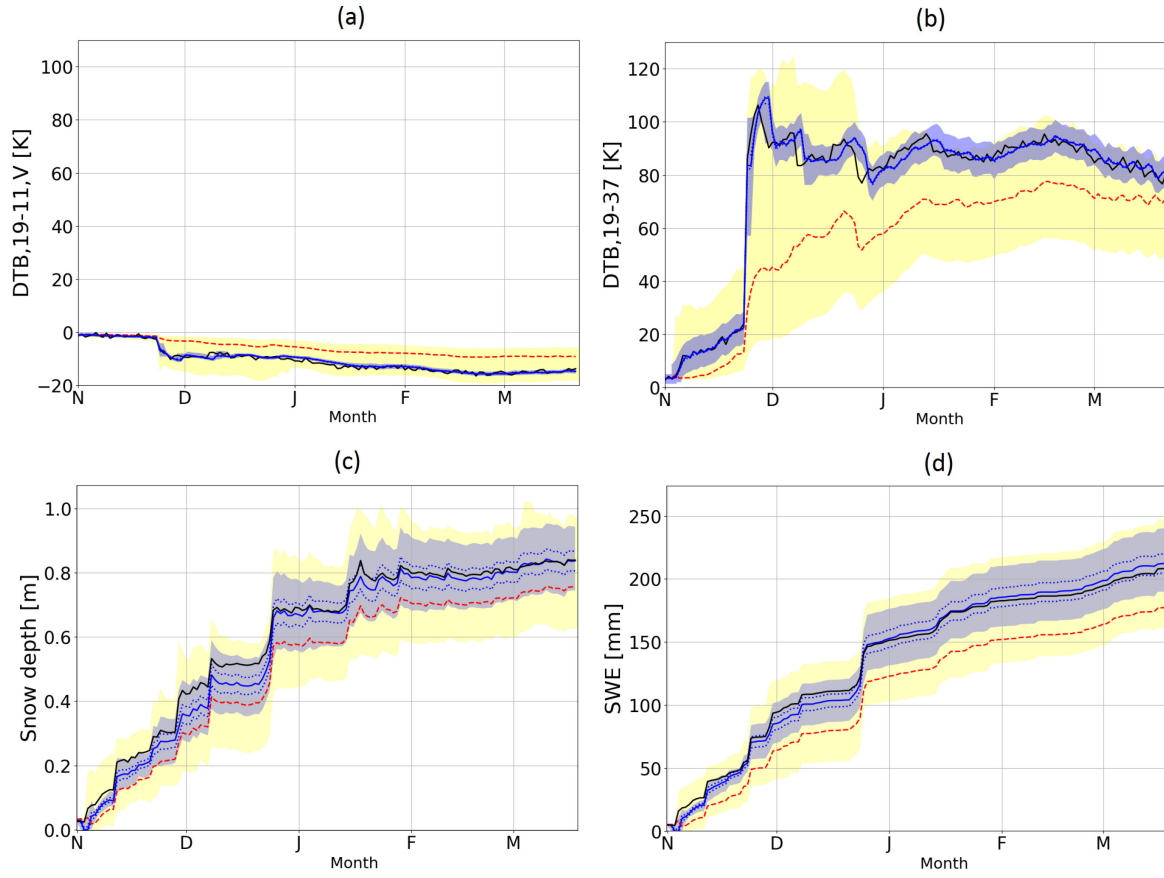
**Figure 4.8.** Boxplots illustrate the RMSE of the ensembles of simulated SWE and SD for the whole winter (see equation [4.7]) according to the configuration of the assimilation: the median (orange horizontal line), 25th and 75th percentiles (boxes), 10th and 90th percentiles, and 5th and 95th percentiles (dots). (a) shows the RMSEs of the ensembles of SD obtained without ('Without') and with assimilation, according to the frequency, or combination of frequencies, assimilated in the twin experiment; (b) Same as (a) but for SWE retrievals. All frequencies are in vertical polarizations.

#### 4.5.4.2 Assimilation of $\Delta T_{Bs}$ with synthetic observations

Fig. 4.9 shows the ensembles of  $\Delta T_{B, 19-37}$ ,  $\Delta T_{B, 19-11}$ , SD and SWE estimates obtained with the assimilation of both  $\Delta T_{B, 19-11}$  and  $\Delta T_{B, 19-37}$ . The yellow and the blue envelopes are the ensembles of simulations obtained without and with assimilation, respectively. In all cases, the blue envelope contains the true synthetic observation, which is necessary for a good fitting. The impact of the assimilation on SWE and SD estimates is high since the spread of the blue envelope is thinner around the synthetic observation in comparison of the spread of the yellow envelope obtained without assimilation (Fig. 4.9). The standard deviation of the blue envelope for SWE and SD retrievals is equal to 11.6 kg/m<sup>2</sup> and 0.05 m, respectively, whereas standard deviations of yellow envelopes are equal to 19.8 kg/m<sup>2</sup> and 0.08 m, respectively.

Table 4.8 details the statistical performances of SWE and SD estimates. The assimilation significantly improves SWE and SD estimates. By considering the assimilated ensemble (equation [4.7]), the overall SWE RMSE is reduced by 44% in comparison to the overall SWE RMSE of the ensemble obtained without assimilation. The overall SD RMSE is reduced by 33 %. By considering the mean trajectory of the ensemble obtained with assimilation, the SWE RMSE is reduced by 82%. The bias, RMSE and RPE are respectively equal to -0.02 kg m<sup>-2</sup>, 5.14 kg m<sup>-2</sup>, and 0.1% for SWE estimates; and equal to - 0.02 m, 0.03 m and 4% for SD estimates.

Results obtained after the implementation of the DA scheme in the Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML chain are coherent with the literature: Durand *et al.* (2009) reduced SWE RMSE at 2.95 kg/m<sup>2</sup> with a similar experiment (synthetic observations) after having implemented an EnKF in a land surface model coupled to a radiative transfer model. De Lannoy *et al.* (2010) reduced the SWE RMSE by 60% with a similar EnKF method. This proves that the assimilation of PMW data in a snowpack model coupled to a calibrated radiative transfer model is able to significantly correct SWE estimates by adjusting meteorological inputs and simulated snowpacks, without the use of any ground data in the assimilated process.



**Figure 4.9.** Same as Fig. 4.4 but with assimilated data. The blue envelopes are the simulated ensembles obtained after the assimilation of both  $\Delta T_{B,19-37}$  and  $\Delta T_{B,19-11}$ , in V-pol, by using the PF-SIR algorithm.

**Table 4.8.** Statistical performances of SWE and SD simulations obtained with the calibrated Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML chain, with and without the assimilation of  $\Delta T_{B,19-37}$  and  $\Delta T_{B,19-11}$ , in V-pol.

Scenarios		Overall RMSE of the ensemble (see [4.7])	Mean of the ensemble – True simulation		
			RMSE	Bias	RPE
SWE ( $\text{kg m}^{-2}$ )	No assimilation	23.2	28.4	-27.0	19%
	With assimilation	12.9	5.14	-0.02	0.1%
SD (m)	No assimilation	0.09	0.10	-0.09	15%
	With assimilation	0.06	0.03	-0.02	4.0%

## 4.6 Discussion

In this section, four issues are discussed: 1) the quality of Crocus simulations driven by GEM forcing data, compared to existing products; 2) the optimized snow grain size; 3) the temporal and spatial variations of calibrated snow stickiness values and 4) the assimilation challenges with real observations.

### 4.6.1 Quality of Crocus simulations

The overall accuracy of Crocus SWE simulations (RPE = 18.4%, Table 4.4) is close to the 15% accuracy target required by HQ observing systems for hydrological applications (Rott *et al.*, 2010; Luo *et al.*, 2014; Larue *et al.*, 2017). For comparison, we consider other operational approaches for mapping SWE over Québec such as the interpolation of ground-based snow survey measurements (Tapsoba *et al.*, 2005), the operational daily SD analysis from the Canadian Meteorological Centre (CMC) (Brown *et al.*, 2003) and remotely sensed database (NSIDC product; (Tedesco *et al.*, 2004); or the ESA GlobSnow-2 SWE product, Takala *et al.* (2011)). A direct validation of these SWE gridded products is out of the scope of this paper. However, a comparison of their regional performance over the Québec area allows us to evaluate the effectiveness of the proposed modeling approach. A validation of the interpolated snow survey product for March 15 (approximate date of maximum annual SWE for most of southern Quebec) was done for a random selection of 25% of the observations (~130 observations/yr) over the 1970-2005 period and gave a RMSE of 33.6 mm (RPE 13.8%) (Tapsoba, 2010). Evaluation of SWE estimated from the daily CMC snow depth analysis following Brown and Brasnett (2010) with Québec's subsets of validation data gave a RPE of 39.5% for the derived mean SWE<sub>max</sub>. Existing approaches using remote sensing data produce poorer performance over Eastern Canada. For example, from 2002 to 2009 and for January-February only, retrievals with a stand-alone brightness temperature channel difference algorithm (NSIDC product; (Tedesco *et al.* 2004)) give SWE values with a RPE of 58.1%. The GlobSnow-2 SWE product (ESA product, Takala *et al.* (2011)), which combines microwave satellite data and in situ SD measurements, has an overall RPE of 35.9% over a 30-year period in the province of Québec (Larue *et al.*, 2017). SWE outputs

from atmospheric reanalysis such as ERA-Interim (see (Lindsay *et al.*, 2014; Mudryk *et al.*, 2015, Sospedra-Alfonso *et al.*, 2016) and MERRA-2 (Reichle *et al.*, 2017) are not available in near real-time (2-3 month delay) and are therefore not suitable for operational applications. As a conclusion, while interpolated ground-survey appears to be the best product, this method depends on the density of the snow survey network, which requires very expensive logistics (generally helicopter surveys over remote areas). An improved snow modeling approach constrained by satellite observations without ground-based snow measurements seems a promising alternative over open areas as shown in this study.

#### 4.6.2 Snow stickiness and effective snow grain size

The main challenge for simulating microwave brightness temperature at frequencies most sensitive to snow cover is the parameterization of the snow microstructure (Sandells *et al.*, 2016). Snow grains are represented in DMRT-ML as spheres. Previous studies have shown the need to introduce a correction factor (noted  $\phi$ ) to convert the input measurable SSA values into an effective snow grain metric to simulate the snowpack emission with DMRT-ML, assuming non-sticky media ( $R_{\text{opt,eff}} = \phi \cdot R_{\text{opt}}$ , (Brucker *et al.*, 2011; Roy *et al.*, 2013)). Roy *et al.* (2013) estimated a  $\phi$  factor of 3.3 (for non-sticky spheres) over boreal forests and subarctic areas to drive DMRT-ML with in situ measurements. They also suggested that a value of stickiness of 0.2 was equivalent to their scaling factor of 3.3. This  $\phi$  factor appears different depending on the snow type (see the review by Royer *et al.*, 2017). We tested (not shown) such a scaling factor  $\phi$  assuming non-sticky spheres in Crocus/DMRT-ML simulations and found that a value of  $\phi=2.4$  minimizes the RMSE between measured and simulated  $T_{\text{Bs}}$ . The same value was found in Picard *et al.* (2014) but for the Dôme C site in Antarctica. RMSEs obtained with this scaling factor are similar to those obtained with the proposed calibrated stickiness parameter applied in this study. Löwe and Picard (2015) also shown that this scaling factor  $\phi$ , which adjusts the snow grain size directly, can be explained to compensate for the use of non-sticky spheres in DMRT-ML simulations, but the use of a stickiness parameter, which adjusts the snow grain distribution,

is a more realistic physical explanation to represent the snow microstructure with respect to the  $\phi$  factor.

#### 4.6.3 Spatial and temporal variations of the snow stickiness parameter

The stickiness between particles forms clusters which increase scattering given that the effective grain size increases (Roy *et al.*, 2013). Moreover, theoretically, in DMRT-ML, the value of stickiness is limited by the approximation of ‘short range’ interaction implying that not only grains but also clusters must be smaller than the wavelength (Picard *et al.*, 2013). A smaller  $\tau$  corresponds to stronger stickiness between snow grains and a more pronounced clustering effect (Picard *et al.*, 2013). Hence for  $\tau < 0.25$  the validity is subject to caution and depends on the grain size and the wavelength (Tsang *et al.*, 2000b). Nevertheless, the calibrated  $\tau$  value found for DMRT-ML simulations driven by optimized Crocus snow profiles (0.17) appears to be consistent with the analysis in Löwe and Picard (2015). The calibrated  $\tau$ -value estimated for DMRT-ML simulations driven by in situ measurements ( $\tau=0.11$ ) suggests that measured snow grain sizes are smaller than those simulated by Crocus. In addition to the snow grain size, density and stickiness values, there are several other factors that have been neglected here and could affect  $T_B$  variations, in particular the layering effect with large grain in the snowpack bottom, typically depth hoar, and smaller grain on the top of the snowpack for northern snowpacks. With the approach developed here, which focuses on the stickiness parameter, it is possible that the calibration compensates for other errors of the snowpack model such as the dendricity, which represents the freshly fallen snow, or the liquid water content for example. In particular, Crocus is calibrated for alpine snowpack and not for subarctic snowpack, and a better modeling of the depth hoar is necessary for snowpack simulations in northern areas. Constant efforts have been done to improve the snowpack model, but uncertainties remain in the representation of snow physics (Charrois *et al.*, 2016; Lafaysse *et al.*, 2017). The snow model physics could be improved in future work but was out of the scope of the present study. The stickiness is considered constant here in space and in time, but it could evolve during the winter and based on the type of snow (climate). Kwon *et al.* (2016) showed that stickiness variation is weak through the winter,

but highlights a significant spatial variability. This suggests that stickiness should be adapted according to the snowpack type.

By separately optimizing  $T_{B, 37 \text{ V-pol}}$  simulations obtained with DMRT-ML driven by optimized Crocus snow profiles according to the  $\tau$  parameter, the overall range of calibrated tested  $\tau$  values was 0.11 – 0.40. To analyze the temporal and the spatial variability of snow stickiness, several  $\tau$ -calibration were studied according to the time period or to the latitude of field sites. The obtained calibrated  $\tau$ -values are presented in Table 4.9. The calibrated  $\tau$ -values obtained with Crocus/DMRT-ML and Opt-Crocus-SP/DMRT-ML were also compared to evaluate the impact of Crocus outputs uncertainties. In the same way, the impact of the presence of ILs on the  $\tau$ -calibration was discussed (Table 4.9).

Table 4.9 shows that the range of calibrated  $\tau$ -values according to type of snow varies along a latitudinal transects of the studied area. To minimize the bias due to the temporal variation of snow type, the spatial analysis was studied with sites measured in January only. Retrieved  $\tau$  values are smaller in the North: with values around  $\tau = 0.10$  for the tundra site and a  $\tau = 0.15$  for boreal forest sites, compared to larger values in the South ( $\tau = 0.28$ ). We believe that this trend in  $\tau$  values likely compensate for the large snow grain sizes in the depth hoar layer that are difficult to simulate. Barrère *et al.* (2017) shown that the density profile of Arctic snowpack and associated thermal properties is not well represented by Crocus. Like Kwon *et al.* (2016), we checked that the snow stickiness variation is weak through the winter with a range of  $\tau$  values between 0.15 and 0.14 from January to March (Table 4.9). These calibrated  $\tau$ -values were computed for Bay James area only to minimize the bias caused by the spatial variability of snowpacks. The mean retrieved  $\tau$  parameter of 0.17 appears to be correctly defined for boreal snow type, and gives reliable  $T_B$  simulations for the whole studied region. The calibrated  $\tau$ -value obtained by driving DMRT-ML with original Crocus snow profiles is equal to 0.19 (Table 4.9). Compared to the  $\tau = 0.17$ , this calibrated  $\tau$ -value corrects both the snow grains stickiness in DMRT-ML and the stratigraphy uncertainties of Crocus outputs since Crocus snow profiles were not previously optimized. The overall RMSEs of  $T_{Bs}$  (in 11, 19 and 37 GHz, in V-pol and H-pol) simulated with Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML by using a snow stickiness of 0.17 and of 0.19 are equal to 28.8 K and to 38.6 K,

respectively, with the validation dataset (24 sites). By using the snow stickiness value calibrated with DMRT-ML driven by the in situ measurements ( $\tau = 0.11$ ), the overall RMSE of the Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML model chain is equal to 29.3 K. The lowest Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML RMSE is found by fixing the snow stickiness parameter at 0.17, so by using optimized Crocus snow profiles as inputs to calibrate DMRT-ML.

Note that the calibrated  $\tau$ -values estimated by driving DMRT-ML with optimized Crocus snow profiles with and without the integration of ILs are the same ( $\tau = 0.17$ ). This can be explained by the fact that multiple factors affect the snowpack emission (see above), and a same  $\tau$ -calibration value can compensate two different errors.

**Table 4.9.** Calibrated snow stickiness values  $\tau$  for different snowpack types.  $n$  is the number of sites used for the calibration.

Scenarios		$n$ sites	$\tau$
Spatial, with Opt-Crocus-SP/ $\tau$ -DMRT-ML (January sites only, with ILs)	45°N < Lat. < 50°N	3	0.28
	50°N < Lat. < 55°N	21	0.15
	55°N < Lat. < 60°N	1	0.10
Temporal, with Opt-Crocus-SP/ $\tau$ -DMRT-ML (Bay James sites only, with ILs)	January	21	0.15
	February	14	0.14
	March	5	0.14
Opt-Crocus-SP/ $\tau$ -DMRT-ML (calibration dataset, Tables S1 and S2)	Without ILs	25	0.17
	With ILs (exact location)	25	0.17
Crocus/ $\tau$ -DMRT-ML (calibration dataset, Tables S1 and S2)	With ILs at 4 cm from the top when observed	25	0.19

#### 4.6.3.1 Data assimilation challenges

There are several approaches in PMW data assimilation scheme. The difference can be in the choice of using a pre-calibrated  $\tau$  value or of including the snow stickiness parameter in control variables with the meteorological forcing data (Kwon *et al.*, 2017). The main problem is that the snow stickiness is not measurable and cannot be directly validated. It was considered here as a scaling factor and in the developed approach we chose to not adjust this variable in the data assimilation scheme. The retrieved  $\tau$  parameter of 0.17 for the



whole dataset corresponds to the mean  $\tau$  value when it considered variable in space and time for snow types observed in Québec. The temporal and spatial changes of retrieved  $\tau$  values (Section 4.6.3) shows relatively slight variations in this study (i.e. for subarctic and boreal snow types) and gives reliable  $T_B$  simulations for the whole studied region. Furthermore, if we add one parameter to the state variables, the ensemble size should be larger in the data assimilation scheme to get a better representativeness of  $T_B$  uncertainties, which would required a greater computing time. One should keep in mind that this study is a preliminary step of a PMW data assimilation scheme in order to improve SWE retrievals for operational hydrological applications. The operational context impose some constraint on calculation time. Hence, to facilitate and simplify retrievals, our approach consider a mean constant  $\tau$  value for a given area.

The assimilation of near real-time satellite observations is a challenge in constant evolution (Durand *et al.*, 2011; Touré *et al.*, 2011; De Lannoy *et al.*, 2012). There are still considerable uncertainties in assimilation models and one of the main difficulty is to estimate the models and the measurements errors, which depend on problems of spatial and temporal scales. In boreal areas, the vegetation emission within a same pixel can contribute to half of the PMW signal measured by satellite sensors and has to be well quantify. Nevertheless, this variable is difficult to spatialize given the lack of detailed spatial information. The forest and atmospheric effects should be included by using radiative transfer models (Che *et al.*, 2014). To automatically detect the presence of ice lenses, we suggest using a threshold on the Polarization Ratio ( $PR = T_{B,H-pol}/T_{B,V-pol}$ ), which is strongly sensitive to the presence of ice lenses, in order to detect them, as suggested by Dolant *et al.* (2016). Furthermore, with the PF-SIR approach, if the ensemble size is not large enough the particles with a significant weight are always the same and are selected many times, leading to a loss of the diversity of the ensemble. This problem, which is known as sample impoverishment, is severe in the case of small process noise (Arulampalam *et al.*, 2002). This is why PF-SIR algorithms were neglected in previous studies which assimilated radiance observations in a snowpack model, since it requires considerable calculation time. To reduce the required size of the ensemble and to optimize the computation time, while avoiding the problems of degeneracy, an inflation technique of the observation error covariance matrix (matrix  $R$ ) can be developed.

## 4.7 Summary and conclusion

In order to improve SWE estimates over large and remote northern areas, assimilation of satellite microwave observations ( $T_B$ ) in a snowpack model driven off-line by meteorological forecasting is a promising approach. As a first step, this paper evaluates the forward modeling chain and the implementation of an assimilation scheme using synthetic observations:

1. We first showed that Crocus driven by forcing data from the Canadian numerical weather forecast model GEM is able to simulate SWE with a relative percentage error RPE  $< 20\%$  for boreal and subarctic snow types over the North-Eastern Canadian region. Nevertheless, at the end of the season, the bias of the simulated annual maximum SWE can be as much as  $37.3 \pm 38.3 \text{ kg/m}^2$ , which is not accurate enough for hydrological applications. This evaluation was done against a large and unique SWE dataset of continuous measurements over 14 nivometric stations and 4 years.

2. We tested and validated the modeling chain using the Crocus snowpack evolution model coupled with the radiative transfer model DMRT-ML to simulate snow PMW emission (GEM/Crocus/DMRT-ML models). The RMSE range for 11, 19 and 37 GHz in V-pol and H-pol is 14.5 – 69.9 K, before the calibration of the snow stickiness parameter in DMRT-ML and before the integration of ILs.

3. As the presence of ILs within the snowpack strongly affects microwave emissivity at H-pol, and to a lesser extent at V-pol, we propose adding a thin IL at 4 cm from the surface of the simulated snowpack to reduce the error in simulated  $T_{Bs}$  when IL is suspected to be present. By doing so, the range of Crocus/DMRT-ML RMSE (with non-sticky spheres) is reduced to 12.6 – 50.5 K, depending on the frequencies and polarizations. In the framework of a forecast mode to retrieve the SWE evolution along the winter, one must develop an algorithm to automatically detect the presence of IL to improve DMRT-ML simulations.

4. We showed that the snow stickiness parameter ( $\tau$ ) has to be calibrated in DMRT-ML when driven by Crocus outputs to correct the representation of simulated snow microstructure in the radiative transfer model. A calibrated  $\tau$ -value of 0.17 minimizes the

differences between simulated  $T_{Bs}$  and surface-based  $T_B$  measurements.  $T_B$  simulations generated by the calibrated  $\tau$ -DMRT-ML model and driven by original Crocus outputs give an overall RMSE of 27.2 K if ILs are taken into account (at 4 cm from the surface), significantly better than the RMSE with non-sticky spheres and without the integration of ILs (43.0 K).

5. A particle filter, with a SIR algorithm, was implemented in the calibrated model chain and tested with synthetic observations. The RMSE of the SWE ensemble obtained with the assimilation of both  $\Delta T_{B, 19-37}$  and  $\Delta T_{B, 19-11}$  (in V-pol) is reduced by 44% compared to the RMSE of the SWE ensemble obtained without assimilation. Without and with assimilation, this mean SWE RMSE goes from 28.4 kg m<sup>-2</sup> to 5.14 kg m<sup>-2</sup>, or an improvement of 82%. The results show that the assimilation of both  $\Delta T_{B, 19-11}$  and  $\Delta T_{B, 19-37}$  contain enough information to improve SWE and SD estimates without the use of any surface-based data. This research opens the way for global applications to get more accurate SWE estimates over large and remote areas where there are few meteorological weather stations. This assimilation scheme can be easily implemented in an operational system using real satellite-borne observations. The assimilation of near real time satellite PMW observations needs further studies taking into account the variability and surface heterogeneity within pixels, such as the lake fraction and the forest cover and density variations.

## Acknowledgements

The authors would like to thank the data providers: Hydro-Québec, Environment Canada (CMC-ECCC) and the University of Laval. We would also like to thank all of the field campaign participants and Sylvain Jutras and Amandine Pierre for their help at the Forêt Montmorency site. Finally, we gratefully thank Alexandre Langlois, U. Sherbrooke, Samuel Morin, CEN-CNRM and Ross Brown, ECCC-Ouranosfor, their helpful reviews of parts of this paper. We thank the French Polar Institute (Institut polaire français Paul-Émile-Victor, IPEV) for their contribution to the field campaigns of 2013.

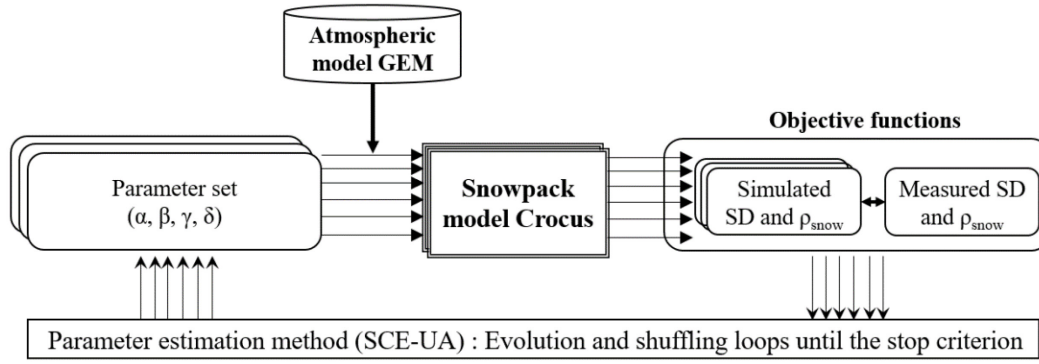
The daily SWE data provided by Hydro-Québec are used for an economic issue and are not available to the public due to legal constraints on the data's availability. The SWE data, SD data and field campaign measurements provided by the University of Sherbrooke will soon be available on the GRIMP snow group website <http://www.grimp.ca/data/> . Meteorological GEM data are freely available on the Government of Canada's website [https://weather.gc.ca/grib/grib2\\_reg\\_10km\\_e.html](https://weather.gc.ca/grib/grib2_reg_10km_e.html). Other data used are listed in the references.

This project was supported by financial contributions from NSERC, FRQ-NT, MITACS and the CFQCU France-Québec collaboration program.

## **Appendix:**

### **Text S1. The SCE-UA optimization algorithm**

The SCE-UA algorithm was applied to compute the optimized Crocus snow profiles. This algorithm is a global optimization method commonly used for automated calibration of models. It combines the strengths of multiple optimization algorithms to reduce the chances of the search getting trapped in local optima. This calibration tool is easy to implement with the Spotpy library in Python. The SCE-UA operates iteratively and has been coupled to Crocus as shown in Fig. S1: it transfers a pre-specified number of perturbed coefficients ( $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ ,  $\delta$ ) sampled by the SCE-UA algorithm which are applied to GEM forcing data (see Section 3.1.3) to drive Crocus simulations and then reports objective function values (see equation [4]) back to the SCE-UA algorithm. At each iteration, the population of parameter set ( $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ ,  $\delta$ ) is partitioned into several complexes (Chounghyun et al., 2015). As the calibration proceeds, each complex “evolves” independently according to a competitive algorithm and the population is then re-partitioned into new complexes based on the order of objective function values. The evolution and shuffling loops continue until a pre-defined stopping criterion is met. In this study, the complex evolution stops when the objective function is improved by less than 0.1% for 10 groups between two successive iterations. Based on preliminary analysis of the relationship between the time required to locate optimum and population size, the number of parameter set ( $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ ,  $\delta$ ) sampled by SCE-UA was set to 2500, and the number of complexes  $p$  was set to 24.



**Figure S1.** Methodological scheme of the coupling between the SCE-UA optimization algorithm and Crocus. ( $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ ,  $\delta$ ) are the perturbations applied to the  $T_{\text{air}}$ , precipitations, wind speed and  $SW_{\text{down}}$ , respectively.

**Table S1.** Field campaigns at Montmorency station (2016), at SIRENE station (2015) and at Umiujaq (2014): Locations and measurements of snow profiles (SD is snow depth and  $\rho_{\text{snow}}$  is the bulk snow density). Dist. describes the mean distance between the field campaign and the center of the GEM grid-cell used for Crocus simulation. IL defines the number of ice lenses observed in the snow profile.  $T_B$  measurements are given for 11, 19 and 37 GHz in vertical polarization (V-pol) only. The sites highlighted in grey are used for the calibration of the  $\tau$  parameter and the others are used for the validation of the  $\tau$  calibration (Section 4.4.2.2).

Field campaign	Field sites		GEM cell		Dist (km)	Date	SD (m)	$\rho_{\text{snow}}$ (kg/m <sup>3</sup> )	IL	$T_B$ , V-pol [K]		
	lat	long	lat	long						11	19	37
Montmorency station 2016	47.31	-71.13	47.31	-71.12	0.8	01-14	0.50	265	1	245	231	204
						02-09	0.72	271	1	233	225	192
						02-10	0.72	268	1	236	214	189
						03-07	0.13	293	1	261	259	265
						03-08	0.13	297	1	223	201	197
SIRENE 2015	45.05	-72.53	45.03	-72.57	3.6	01-26	0.34	270	1	-	252	203
						01-30	0.41	233	1	-	254	211
						02-05	0.46	200	1	-	254	207
Umiujaq 2014	56.55	-76.50	56.57	-76.57	4.8	01-22	0.57	280	1	243	226	184

**Table S2.** Same as Table 2 but for James Bay field campaigns in 2015 and 2013.

Field campaign	Field sites		GEM cell		Dist (km)	Date	SD (m)	$\rho_{\text{snow}}$ (kg/m <sup>3</sup> )	IL	T <sub>B</sub> , V-pol [K]		
	lat	long	lat	long						11	19	37
James Bay 2015	53.70	-76.05	53.72	-76.10	4	01-11	0.60	247	-	260	256	199
						01-11	0.53	241	-	265	253	190
						01-12	0.54	234	-	226	250	193
						01-12	0.44	226	-	260	244	182
						01-12	0.50	248	-	260	248	191
						02-19	0.60	231	-	257	234	148
						02-19	0.62	219	-	260	238	156
						02-19	0.69	231	-	261	242	160
						02-20	0.84	263	-	261	245	171
						02-20	0.87	243	-	263	249	171
James Bay 2013)	53.44	-76.75	53.46	-76.76	3	01-09	0.51	223	1	257	255	223
						01-09	0.52	240	1	255	254	218
						01-09	0.43	213	1	259	255	217
						01-09	0.45	204	1	257	252	221
						01-09	0.53	245	1	259	256	221
						01-09	0.51	224	1	256	254	219
						01-09	0.47	220	2	256	254	220
						01-09	0.47	206	2	256	253	224
						01-09	0.46	209	2	230	248	216
						01-09	0.44	202	1	255	253	222
						01-09	0.40	215	1	250	248	215
						01-07	0.37	221	1	259	254	212
						01-08	0.43	196	1	261	256	236
						01-08	0.48	241	1	253	251	213
						01-08	0.48	213	1	256	249	224
						01-11	0.62	221	1	257	255	230
						02-12	0.62	240	1	261	251	198
						02-13	0.66	195	1	258	249	199
						02-15	0.66	255	1	253	247	220
						02-15	0.66	216	1	255	246	201
						02-15	0.65	229	1	257	251	198
						02-15	0.68	228	1	256	251	224
						02-15	0.65	235	1	257	251	204
						02-15	0.65	224	1	254	247	199
						02-15	0.64	209	1	255	250	198
						03-19	0.83	261	1	255	240	187
						03-20	0.73	265	1	256	235	183
						03-22	0.63	266	1	252	239	207
						03-22	0.69	303	1	252	241	215
						03-22	0.67	294	1	252	244	218

## References

- Arnaud, L., Picard, G., Champollion, N., Domine, F., Gallet, J.-F., Lefebvre, E., Fily, M. & Barnola, J. (2011). Measurement of vertical profiles of snow specific surface area with a 1cm resolution using infrared reflectance: instrument description and validation. *J. Glaciol.*, 57, 17-30. <sup>[1]</sup><sub>SEP</sub>
- Arulampalam, M.S., Maskell, S., Gordon, N., Clapp, T. (2002). A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking. *IEEE Transactions on Signal Processing* 50 (2), 174–188.
- Barrère, M., F. Domine, B. Decharme, S. Morin, V. Vionnet, M. Lafaysse (2017). Evaluating the performance of coupled snow-soil models in SURFEXv8 to simulate the permafrost thermal regime at a high Arctic site. *Geosci. Model Dev. Discuss.*, doi:10.5194/gmd-2017-50, 2017
- Bolton, D. (1980). The computation of equivalent potential temperature, *Monthly Weather Review*, 108, 1046-1053.
- Brown, R. D., B. Brasnett, and D. Robinson (2003). Gridded North American monthly snow depth and snow water equivalent for GCM evaluation. *Atmos.–Ocean*, 41, 1–14, doi:10.3137/ao.410101.
- Brown, R., & Tapsoba, D. (2007). Improved mapping of snow water equivalent over Quebec. *64th EASTERN SNOW CONFERENCE* St. John's, Newfoundland, Canada
- Brown, R. D. and B. Brasnett (2010). Canadian Meteorological Centre (CMC) daily snow depth analysis data, version 1. Updated annually, *National Snow and Ice Data Center*, accessed 30 June 2016, doi:10.5067/W9FOYWH0EQZ3.
- Brucker, L., Picard, G., Arnaud, L., Barnola, J.-M., Schneebeli, M., Brunjail, H., Lefebvre, E., and Fily, M. (2011). Modelling time series of microwave brightness temperature at Dome C, Antarctica, using vertically resolved snow temperature and microstructure measurements. *J. Glaciol.*, 57, 171–182
- Brun, E., Martin, E., Simon, V., Gendreau, C., and Coleou, C. (1989). An energy and mass model of snow cover suitable for operational avalanche forecasting. *The Journal of Glaciology*. 35. 333–342.
- Brun, E., David, P., Sudul, M., and Brunot, G. (1992). A numerical model to simulate snow cover stratigraphy for operational avalanche forecasting. *J. Glaciol.*, 38, 13–22.
- Brun, E., Martin, E., and Spiridonov, V. (1997). Coupling a multi-layered snow model with a GCM. *Ann. Glaciol.*, 25, 66–72.
- Carmagnola, C. M., Morin, S., Lafaysse, M., Domine, F., Lesaffre, B., Lejeune, Y., Picard, G., and Arnaud, L. (2014). Implementation and evaluation of prognostic representations of the optical diameter of snow in the SURFEX/ISBA-Crocus detailed snowpack model. *The Cryosphere*. 8, 417-437. doi:10.5194/tc-8-417-2014.

- Chang, A.T.C., J. L. Foster, and D. K. Hall (1987). Nimbus-7 derived global snow cover parameters. *Ann. Glaciol.*, 9, 39–44
- Chang, A. T. C. J. L. Foster. and D. K. Hall (1996). Effects of forest on the snow parameters derived from microwave measurements during the BOREAS winter field campaign. *Hydrol. Processes*. 10. 1565-1574.
- Charrois, L., Cosme. E., Dumont. M., Lafaysse. M., Morin. S., Libois. Q., and Picard. G. (2016). On the assimilation of optical reflectances and snow depth observations into a detailed snowpack model. *The Cryosphere*. 10. 1021–1038. doi:10.5194/tc-10-1021-2016
- Che, T., Li, X., Jin, R., and Huang, C. (2014). Assimilating passive microwave remote sensing data into a land surface model to improve the estimation of snow depth, *Remote Sens. Environ.*, 143, 54–63.
- Choquette Y., Lavigne. P., Nadeau. M., Ducharme. P., Martin. J. P., Houdayer. A., and Rogoza. J. (2008). GMON. a new sensor for snow water equivalent via gamma monitoring. *Proceedings Whistler 2008 International Snow Science Workshop*. 21–27 September 2008. Whistler. B.C.
- Chounghyun S., H. Younggu, L. Benham Brian (2015). Automatic Calibration Tool for Hydrologic Simulation Program-FORTRAN Using a Shuffled Complex Evolution Algorithm. Automatic Calibration Tool for Hydrologic Simulation Program-FORTRAN Using a Shuffled Complex Evolution Algorithm. *Water* 2015, 7, 503-527; doi:10.3390/w7020503
- Chu, T.W. and Shirmohammadi, A. (2004). Evaluation of the SWAT model's hydrology component in the piedmont physiographic region of Maryland. *Trans. ASABE* 2004, 47, 1057–1073.
- Côté, J., S. Gravel. A. Méthot. A. Patoine. M. Roch. and A. Staniforth (1998). The operational CMC-MRB Global Environmental Multiscale model: Part I - Design considerations and formulation. *Monthly Weather Review*. 126. 1373-1395.
- D'Amboise, J.L., K. Müller, L. Oxarango, S. Morin, T.V. Schuler (2017). Implementation of a physically based water percolation routine in the Crocus/SURFEX (V7.3) snowpack model. *Geosci. Model Dev.*, 10 (9), pp. 3547-3566
- Dai A. (2008). Temperature and pressure dependence of the rain-snow phase transition over land and ocean. *GEOPHYSICAL RESEARCH LETTERS*, VOL. 35, L12802, doi:10.1029/2008GL033295.
- De Lannoy, G.J.M., R. Reichle, P. Houser, K. Arsenault, N. Verhoest, and V. Pauwels, (2010). Satellite-Scale Snow Water Equivalent Assimilation into a High-Resolution Land Surface Model. *J. Hydrometeorol.*, 11, 352-369. doi:10.1175/2009JHM1192.1
- De Lannoy, G. J. M., R. H. Reichle, K. R. Arsenault, P. R. Houser, S. Kumar, N. E. C. Verhoest, and V. R. N. Pauwels (2012). Multiscale assimilation of AMSR-E snow water equivalent and MODIS snow cover fraction observations in northern Colorado. *Water Resources Research*. 48(1). W01522.



- De Sève D., N. D. Evora, and D. Tapsoba (2007). Comparison of three algorithms for estimating Snow Water Equivalent (SWE) over the La Grande River watershed using SSM/I data in the context of Hydro- Québec's hydraulic power management. Conference: Geosci. Rem. Sens. Symp.. 2007. *IGARSS 2007. IEEE International*. DOI: 10.1109/IGARSS.2007.4423791
- DeChant C. and H. Moradkhani (2011). Radiance data assimilation for operational snow and streamflow forecasting. *Adv. Water Resou.*, 34(3). 351–364
- Decharme, B., Boone. A., Delire. C., and Noilhan. J. (2011). Local evaluation of the Interaction between Soil Bio- sphere Atmosphere soil multilayer diffusion scheme using four pedotransfer functions. *J. Geophys. Res.*, 116(D20). DOI: 10.1029/2011JD016002
- Derksen, C., A. Walker, and B. Goodison (2005). Evaluation of passive microwave snow water equivalent retrievals across the boreal forest/tundra transition of western Canada. *Remote Sensing of Environment*. 96(3–4). 315–327.
- Dolant C., A. Langlois, B. Montpetit, L. Brucker. A. Roy and A. Royer (2016). Development of a rain-on-snow detection algorithm using passive microwave radiometry. *Hydrol. Process.. Published online in Wiley Online Library*. DOI: 10.1002/hyp.10828
- Duan, Q., Gupta. V.K., Sorooshian. S. (1993). A shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization. *J. Optimiz. Theory Appl.* 1993. 76. 501–521.
- Durand, M. and S. Margulis (2006). Feasibility test of multi-frequency radiometric data assimilation to estimate snow water equivalent, *Journal of Hydrometeorology*, Vol. 7(3). 443–457.
- Durand, M., E. J. Kim, and S. A. Margulis (2009). Radiance assimilation shows promise for snowpack characterization. *Geophys. Res. Lett.*, 36. L02503. doi:10.1029/2008GL035214.
- Durand, M., E. Kim, S. Margulis, and N. Molotch (2011). A first-order characterization of errors from neglecting stratigraphy in forward and inverse passive microwave modeling of snow. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 8(4). 730–734
- Essery, R., Morin. S., Lejeune. Y., and Ménard. C. B. (2013). A comparison of 1701 snow models using observations from an alpine site. *Adv. Water Res.*, 55. 131–148
- Foster, J. L., Sun. C., Walker. J. P., Kelly. R., Chang. A., Dong. J., and Powell. H. (2005). Quantifying the uncertainty in passive microwave snow water equivalent observations. *Remote Sens. Environ.*, 94. 187–203. doi: 10.1016/j.rse.2004.09.012. 2005
- Gallet, J.-C., Domine. F., Zender. C. S., and Picard. G. (2009). Measurement of the specific surface area of snow using infrared reflectance in an integrating sphere at 1310 and 1550 nm. *The Cryosphere*. 3. 167–182. doi: 10.5194/tc-3-167-2009

- Gordon, N. J., Salmond, D. J., and Smith, A. F. (1993). Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation, *IEEE Proc.-F*, 140, 107–113, 1993
- Houska, T., Kraft, P., Chamorro-Chavez, A. and Breuer, L. (2015). SPOTting Model Parameters Using a Ready-Made Python Package, *PLoS ONE*, 10(12), e0145180, doi:10.1371/journal.pone.0145180, 2015
- Jin, Y. Q. (1994). Electromagnetic scattering modelling for quantitative remote sensing. *World Scientific*.
- Jordan, R. E. (1991). A one-dimensional temperature model for a snow cover: Technical documentation for SNTHERM.89. *Special Rep. 91-16*. U.S. Army Cold Regions Research and Engineering Laboratory. Hanover. NH. 49 pp.
- Kelly, R., A. T. C. Chang, L. Tsang, and J. Foster (2003). A prototype AMSR-E global snow area and snow depth algorithm. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*. 41(2). 230–242.
- Kwon, Y., Z.-L. Yang, L. Zhao, T. J. Hoar, A. M. Toure, and M. Rodell (2016). Estimating snow water storage in North America using CLM4, DART, and snow radiance data assimilation. *J. Hydrometeor.*, 17, 2853–2874, doi:10.1175/JHM-D-16-0028.1.
- Kwon, Y., Z.-L. Yang, T. J. Hoar and A. M. Toure (2017), Improving the Radiance Assimilation Performance in Estimating Snow Water Storage across Snow and Land-Cover Types in North America. *J. Hydrometeor.*, 18, 651-668, DOI: 10.1175/JHM-D-16-0102.1
- Lafayssse, M., Morin, S., Coléou, C., Vernay, M., Serça, D., Besson, F., Willemet, J.-M., Giraud, G., and Durand, Y. (2013). Toward a new chain of models for avalanche hazard forecasting in French mountain ranges, including low altitude mountains, in: *Proceedings of the International Snow Science Workshop – Grenoble and Chamonix*, 162–166.
- Lafayssse M., B. Cluzet, M. Dumont, Y. Lejeune, V. Vionnet, and S. Morin (2017). A multiphysical ensemble system of numerical snow modelling. *The Cryosphere*. doi:10.5194/tc-2016-287
- Langlois, A., A. Royer, C. Derksen, B. Montpetit, F. Dupont, and K. Goïta (2012). Coupling of the snow thermodynamic model SNOWPACK with the Microwave Emission Model for Layered Snowpacks (MEMLS) for subarctic and arctic Snow Water Equivalent retrievals. *Water Resour. Res.*, 48. W12524. doi:10.1029/2012WR012133.
- Larue, F., A. Royer, D. De Sève, A. Langlois, A. Roy, L. Brucker (2017). Validation of GlobSnow-2 snow water equivalent over Eastern Canada. *Remote Sensing of Environment*. Volume 194, 1 June 2017, Pages 264–277. <http://doi.org/10.1016/j.rse.2017.03.027>
- Larue F., A. Royer, D. De Sève, A. Roy and E. Cosme (2018). Assimilation of passive microwave AMSR-2 satellite observations in a snowpack evolution model over

- Lehning, M., Bartelt, P., Brown, R.L., and Fierz, C. (2002), A physical SNOWPACK model for the Swiss avalanche warning; Part III: meteorological forcing, thin layer formation and evaluation. *Cold Reg. Sci. Technol.*, 35(3): 169-184.
- Leppänen, L., Kontu, A., Vehviläinen, J., Lemmetyinen, J., and Pulliainen, J. (2015). Comparison of traditional and optical grain size field measurements with SNOWPACK simulations in a taiga environment. *J. Glaciol.*, 61. 151–162.
- Lindsay, R., M. Wensnahan, A. Schweiger, and J. Zhang (2014). Evaluation of seven different atmospheric reanalysis products in the Arctic. *J. Climate*, 27, 2588–2606, doi:10.1175/JCLI-D-13-00014.1.
- Löwe H. and G. Picard (2015). Microwave scattering coefficient of snow in MEMLS and DMRT-ML revisited: the relevance of sticky hard spheres and tomography-based estimates of stickiness. *Cryosphere*. 9. pp. 2101–2117
- Luoju K., J., Pulliainen, M., Takala, J., Lemmetyinen, T., Smolander, and C. Derksen (2014). The GlobSnow Snow Water Equivalent Product. 22 July 2014 – *SnowPEX ISSPI-1*. College Park, Maryland, USA
- Maslanik, J. and J. Stroeve (1990). *DMSP SSM/I brightness temperature grids for the polar regions on CD-ROM: user's guide*. Boulder, CO USA: National Snow and Ice Data Center.
- Masson, V. (2013). The SURFEXv7.2 land and ocean surface platform for coupled or offline simulation of earth surface variables and fluxes. *Geosci. Model Dev.*, 6(4), 929–960. <http://dx.doi.org/10.5194/gmd-6-929-2013>
- Mätzler, C. (1994). Passive microwave signatures of landscapes in winter. *Meteorol. Atmos. Phys.*, 54. 241–260.
- Mätzler C. (Ed.), P.W. Rosenkranz, A. Battaglia and J.P. Wigneron (Co-Eds.) (2006). Thermal Microwave Radiation - Applications for Remote Sensing, *IET Electromagnetic Waves Series 52*, (London, UK).
- Montpetit, B., Royer, A., Langlois, A., Cliche, P., Roy, A., Champollion, N., Picard, G., Domine, F., and Obbard, R. (2012). New shortwave infrared albedo measurements for snow specific surface area retrieval. *J. Glaciol.* 58. 941. doi: 10.1016/j.coldregions.2010.01.004.
- Montpetit, B., Royer, A., Roy, A., Langlois, A., and Derksen, D. (2013). Snow microwave emission modeling of ice lenses within a snowpack using the microwave emission model for layered snowpacks. *IEEE T. Geosci. Remote.* available online. doi:10.1109/TGRS.2013.2250509
- Montpetit, B. (2015). Analyse de la modélisation de l'émission multi-fréquences micro-ondes et de la neige, incluant les croutes de glace à l'aide du modèle Microwave Emission Model of Layered Snowpack (MEMLS). *PhD thesis*. Université de

- Sherbrooke. Sherbrooke. 168 pp., available at: <http://hdl.handle.net/11143/6844> (last access: 14 October 2015).
- Moradkhani H, Dechant CM, Sorooshian S. (2012). Evolution of ensemble data assimilation for uncertainty quantification using the particle filter-Markov chain Monte Carlo method. *Water Resources Research*. 48. DOI: 10.1029/2012WR012144
- Moriasi, D.N.; Arnold, J.G.; Liew, M.W.V.; Bingner, R.L.; Harmel, R.D.; Veith, T.L (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Trans. ASABE* 2007, 50, 885–900.
- Mudryk, L.R., Derksen, C., Kushner, P.J., Brown, R. (2015). Characterization of Northern Hemisphere snow water equivalent datasets, 1981–2010. *J. Clim.* <http://dx.doi.org/10.1175/JCLI-D-15-0229.1>.
- Nelder, J. A., and Mead. R. (1965). A simplex method for function minimization. *Journal of Computing*. 7. 308-313
- Picard G., L. Brucker. A. Roy. F. Dupont. M. Fily. A. Royer. C. Harlow (2013). Simulation of the microwave emission of multi-layered snowpacks using the dense media radiative transfer theory: the DMRT-ML model. *Geosci. Model Dev.*, 6. pp. 1061–1078 <http://dx.doi.org/10.5194/gmd-6-1061-2013>.
- Picard, G., A. Royer, L. Arnaud, and M. Fily (2014). Influence of meter-scale wind-formed features on the variability of the microwave brightness temperature around Dome C in Antarctica, *The Cryosphere*, 8 (3), 1105–1119, doi:10.5194/tc-8-1105-2014.
- Pietroniro, A. and R. Leconte (2005). A review of Canadian Remote Sensing and Hydrology. 1999-2003. *Hydrological Processes*. 19(1):285-301
- Raleigh, M.S., J.D. Lundquist. and M.P. Clark (2015). Exploring the impact of forcing error characteristics on physically based snow simulations within a global sensitivity analysis framework. *Hydrology and Earth System Sciences*. 19. 3153-3179. doi:10.5194/hess-19-3153-2015
- Reichle, R. H., C. S. Draper, Q. Liu, M. Girotto, S. P. Mahanama, R. D. Koster, and G. De Lannoy, (2017). Assessment of MERRA-2 land surface hydrology estimates. *J. Clim.* doi: 10.1175/JCLI-D-16-0720.1
- Rott H., S. H. Yueh D. W. Cline. C. Duguay. R. Essery. C. Haas. F. Hélière. M. G. Kern. E. Malnes. T. Nagler. J. Pulliainen. H. Rebhan. and A. Thompson (2010). Cold Regions Hydrology High-Resolution Observatory for Snow and Cold Land Processes. *IEEE Proceedings*. 98 (5): 752-765. doi: <http://dx.doi.org/10.1109/JPROC.2009.2038947>.
- Roy, A., Picard. G., Royer. A., Montpetit. B., Dupont. F., Langlois. A., Derksen. C., Champollion. N (2013). Brightness Temperature Simulations of the Canadian Seasonal Snowpack Driven by Measurements of the Snow Specific Surface Area. *Journal IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. vol. 51. p. 4692-4704.

- Roy, A., Royer, A., St-Jean-Rondeau, O., Montpetit, B., Picard, G., Mavrovic, A., Marchand, N., and Langlois, A. (2016). Microwave snow emission modeling uncertainties in boreal and subarctic environments. *The Cryosphere*. 10. 623-638. doi:10.5194/tc-10-623-2016.
- Royer A., A. Roy. B. Montpetit. O. Saint-Jean-Rondeau. G. Picard. L. Brucker and A. Langlois (2017). Comparison of commonly-used microwave radiative transfer models for snow remote sensing. *Remote Sensing of Environment*. 190. 247–259. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2016.12.020>
- Sandells, M., Essery, R., Rutter, N., Wake, L., Leppänen, L., and Lemmetyinen, J. (2016). Microstructure representation of snow in coupled snowpack and microwave emission models. *The Cryosphere Discuss.*, doi:10.5194/tc-2016-181..
- Sospedra-Alfonso, R., Mudryk, L., Merryfield, W., Derksen, C. (2016). Representation of snow in the Canadian seasonal to interannual prediction system. Part I: initialization. *J. Hydrometeorol.* 17 (5), 1467–1488.
- Takala, M., K. Luojus, J. Pulliainen, C. Derksen, J. Lemmetyinen, J.-P. Kärnä, J. Koskinen, and B. Bojkov (2011). Estimating northern hemisphere snow water equivalent for climate research through assimilation of space-borne radiometer data and ground-based measurements. *Rem. Sens. of Enviro.*, 115(12). 3517–3529.
- Tapsoba D. (2010). *Some operational applications of geostatistics at Hydro-Québec*. NICDS Workshop “Statistical Methods for Geographic and Spatial Data in the Management of Natural Resources” Université de Montréal, March 3-5, 2010.
- Tapsoba, D., V. Fortin, F. Anctil, and M. Haché (2005). Apport de la technique du krigeage avec dérive externe pour une cartographie raisonnée de l'équivalent en eau de la neige: Application aux bassins de la rivière Gatineau. *Can. J. Civil Engineering*. 32(1), 289-297(9).
- Tedesco, M., R. Reichle, A. Loew, T. Markus, and J. L. Foster (2010). Dynamic Approaches for Snow Depth Retrieval From Spaceborne Microwave Brightness Temperature. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing* 48(4): 1955-1967.
- Tedesco M. and P. Narvekar (2010). Assessment of the NASA AMSR-E SWE Product. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 3(1): 141- 159.
- Tedesco, M., R. Kelly, J. L. Foster, and A. T.C. Chang. (2004). *AMSR-E/Aqua Daily L3 Global Snow Water Equivalent EASE-Grids*. Version 2. Boulder, Colorado USA: NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center. doi: 10.5067/AMSR-E/AE\_DYSNO.002.
- Touré A., K. Goïta, A. Royer, E. Kim, M. Durand, S.A. Margulis and Huizhong Lu (2011). A Case Study of Using a Multi-Layered Thermo-Dynamical Snow Model for Radiance Assimilation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 49(8). 2828-2837.

- Tsang, L., Ding, K. H. & Wen, B. (1992). Dense Media Radiative Transfer Theory for Dense Discrete Random Media with Particles of Multiple Sizes and Permittivities. *Progress In Electromagnetics Research* 6. 181-230
- Tsang, L., Kong, J. A., Ding, K. H., and Ao, C. (2000b). Scattering of electromagnetic waves, 2, numerical solutions, Wiley Interscience, New York, 705 p., <http://www.amazon.com/Scattering-Electromagnetic-Waves-Numerical-Simulations/dp/0471388009/ref=pdsimb1>, 2000b.
- Tsang, L. & Kong, J. A. (2001). Scattering of Electromagnetic Waves. vol. 3. Advanced Topics. *Wiley Intersci. and Hoboken*. N. J.
- Turcotte R., Fortier-Filion. T.-C., Fortin. V., Roy. A., and Royer. A. (2010). Simulation hydrologiques des derniers jours de la crue du printemps : le problème de la neige manquante. *Hydrological Sciences Journal*. 55(6): 872-882. DOI: 10.1080/02626667.2010.503933
- Van Leeuwen, P. J. (2009). Particle filtering in geophysical systems, *Mon. Weather Rev.*, 137, 4089–4114, doi:10.1175/2009MWR2835.1, 2009.
- Van Leeuwen, P. J. (2014). Particle filters for the geosciences, *Advanced Data Assimilation for Geosciences: Lecture Notes of the Les Houches School of Physics: Special Issue, June 2012*, p. 291, doi:10.1093/acprof:oso/9780198723844.003.0013, 2014.
- Vionnet, V., Brun. E., Morin. S., Boone. A., Faroux. S., Le Moigne. P., Martin. E., and Willemet. J.-M. (2012). The detailed snowpack scheme Crocus and its implementation in SURFEX v7.2. *Geosci. Model Dev.*, 5. 773–791. doi: 10.5194/gmd-5-773-2012.
- Watts. T., Rutter. N., Toose. P., Derksen. C., Sandells. M., and Woodward. J. (2016). Brief communication: Improved measurement of ice layer density in seasonal snowpacks. *The Cryosphere*. 10. 2069-2074. doi:10.5194/tc-10-2069-2016.
- Wegmüller, U. and Mätzler. C. (1999). Rough bare soil reflectivity model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. vol. 37. p. 1391-1395.
- Wever N., S. Würzer, C. Fierz, and M. Lehning (2016). Simulating ice layer formation under the presence of preferential flow in layered snowpacks. *The Cryosphere*, 10, 2731–2744, 2016 [www.the-cryosphere.net/10/2731/2016/](http://www.the-cryosphere.net/10/2731/2016/) doi:10.5194/tc-10-2731-2016.

## 4.8 Complément d'analyse de l'article 2

Cette section revient en détail sur certains points qui n'ont pas été développés dans l'article. L'analyse de sensibilité de la configuration du filtre particulaire PF-SIR est approfondie et les configurations permettant d'éviter une dégénérescence des particules lors du processus d'assimilation sont étudiées.

### 4.8.1 Analyse de sensibilité du produit GEM et des simulations Crocus

La qualité de l'assimilation dépend essentiellement de la qualité de l'ensemble simulé. Dans ce travail, cet ensemble est propagé en fonction de l'intervalle d'incertitude de chaque variable météorologique perturbée et est donc fortement lié aux valeurs estimées dans l'analyse de sensibilité des variables atmosphériques GEM. Pour éviter une sous-représentativité des ensembles de forçages atmosphériques créés, il faut estimer avec précision les incertitudes sur ces derniers. L'analyse de sensibilité des variables atmosphériques GEM a été effectuée sur 6 sites (Table 4.2), de 2013 à 2016, ce qui reste relativement faible pour représenter correctement les incertitudes atmosphériques sur l'ensemble du Québec. Environnement Canada fournit des données climatiques horaires de 2012 à 2016 sur plus de 325 stations au Québec. Même si la majorité des stations sont situées dans la partie Sud du Québec, l'analyse de sensibilité du produit GEM pourrait être affinée pour mieux caractériser les erreurs d'initialisation. Les mesures de rayonnements de courtes et longues longueurs d'onde restent toutefois rares. En plus d'un problème de sous-échantillonnage des stations météorologiques, des incertitudes s'ajoutent à la mesure locale, en particulier celle des précipitations. La variable décrivant les précipitations est une des plus sensibles mais aussi la plus difficile à mesurer. Les appareils de mesures atteignent souvent 20 à 50% d'erreurs en raison de problèmes de sous-captations lié au vent et d'un entretien irrégulier du réseau (Rasmussen *et al.*, 2012).

Le Tableau 4.10 illustre la sensibilité des simulations de  $SWE_{Crocus}$  en fonction de la perturbation des différents intrants météorologiques. Pour l'estimation du SWE avec Crocus, les données météorologiques les plus sensibles sont dans l'ordre : les précipitations (NRMSE = 23%), les températures (19%), les radiations de courtes et longues longueurs d'onde (15.2

% et 15% respectivement), la vitesse du vent (14.3%) et la phase de discrimination Pluie/Neige (9.7%), qui dépend de la température. Cette analyse justifie le choix des cinq variables météorologiques que nous avons ajustées dans le processus d'assimilation.

**Table 4.10.** Sensibilité des simulations de  $SWE_{Crocus}$  en fonction de chaque variable : les variables de précipitations (solides et liquides), de radiations ( $SW_{down}$  et  $LW_{down}$ ), de direction et de vitesse du vent ('Vit. Vent'), de pression atmosphérique ( $Patm$ ) et d'humidité spécifique (Hum. Spéc.) ont été perturbées par un facteur multiplicatif constant de 75 - 125 % (variations de  $\pm 25\%$ ). Les températures de l'air ( $T_{air}$ ) sont perturbées par un facteur additif constant de  $\pm 5$  K. La sensibilité de la phase de discrimination Pluie/Neige (fixée à  $1.5^\circ C$  dans cette étude) est également étudiée pour  $0^\circ C$  et  $3^\circ C$ . Le NRMSE est défini tel que  $NRMSE = RMSE/MAX_{obs}$ , avec  $MAX_{obs}$  la valeur maximale observée.

	SWE (mm)	RMSE	NRMSE (%)
<b>Impact fort</b>	Precipitations 75%	36.2	22.7
	Precipitations 125%	32.8	20.5
	Tair +5	28.1	19.2
	Tair -5 deg	27.7	18.9
	$SW_{down}$ 125%	24.3	15.2
	$LW_{down}$ 125%	23.9	14.9
	Vent 125%	23.0	14.4
<b>Impact moyen</b>	$SW_{down}$ 75%	15.6	9.8
	Phase 0	15.4	9.7
	$LW_{down}$ 75%	15.0	9.4
	Vit. Vent 75%	13.5	8.5
	Phase 3	13.5	8.4
<b>Impact faible</b>	Patm 75%	7.6	4.8
	Patm 125%	6.8	4.2
	Direction du vent 75%	2.5	1.5
	Hum. Spéc. 125%	2.5	1.5
	Direction du vent 125%	1.5	0.9
	Hum. Spéc. 75%	0.1	0.1



Par ailleurs, comme expliqué dans la Section 2.1.2, Crocus n'est pas adapté pour des neiges arctiques. Dans ce chapitre, nous avons écartés les cas de neige de type *tundra* pour la calibration de la chaîne de modèle puisque dans ces cas particuliers les erreurs de modélisation sont plus importantes que les erreurs d'initialisation. Sur les sites sélectionnés pour la calibration (les 49 profils de neige décrits dans l'article), les bornes appliquées aux perturbations des forçages météorologiques restent d'ailleurs dans des valeurs raisonnables comparé au biais [GEM-OBS] (Section 4.4.4.1, voir la Table 4.2).

#### 4.8.2 Intégration des lentilles de glace dans la chaîne de modèles

Dans cet article, nous avons choisi d'intégrer les croûtes de glace *a posteriori* dans les profils de neige simulés, afin de les prendre en compte dans les simulations des  $T_{Bs}$  (même si leur effet est minimisé en utilisant les polarisations verticales). Elles ne sont donc pas considérées dans le bilan d'énergie de Crocus. Elles sont ensuite placées à 4 cm de la surface du manteau neigeux, hauteur estimée comme optimale pour les simulations de  $T_{Bs}$  (Section 4.4.4). Evidemment, cette approche est très simplifiée et pourra faire l'objet d'améliorations. Des études récentes à Météo-France montrent l'intérêt de développer un module permettant de simuler et de faire évoluer dynamiquement les lentilles de glace au cours de l'hiver (Quéno, 2017). Dans ce chapitre, les lentilles de glace sont simulées comme étant des couches de 1 cm avec des densités de  $900 \text{ kg.m}^{-3}$ . Etant donné que DMRT-ML ne considère pas l'effet de cohérence (réflexions multiples et interférences des  $T_{Bs}$  dans les couches très fines), l'épaisseur des couches de glace n'impacte pas les simulations. En revanche, la densité des lentilles de glace peut fortement varier de 500 à  $900 \text{ kg.m}^{-3}$  et avoir un impact non négligeable sur les  $T_{Bs}$  simulées en H-pol (les  $T_{Bs}$  diminuent quand la densité augmente). Cette donnée étant difficilement mesurable, une approche plus réaliste serait donc de considérer cette densité des croûtes de glace comme un paramètre *libre* dans le processus d'assimilation. Cette expérience a été testée et est discutée en Section 6.2. Notons toutefois que le choix de fixer ce paramètre à  $900 \text{ kg.m}^{-3}$  est justifié pour réduire le temps de calcul, qui augmente en fonction du nombre de variables d'états à réajuster.

#### 4.8.3 Intégration du paramètre de cohésion de la neige comme paramètre *libre*

L'approche développée dans ce chapitre propose de calibrer un paramètre de cohésion de la neige ( $\tau=0.17$ ) et de le laisser constant dans DMRT-ML pour simuler les  $T_{Bs}$  sur le Québec. Toutefois, comme mentionné dans l'article, la stickiness  $\tau$  est inversement proportionnelle à la taille des grains de neige  $R_{opt}$  et devrait être calibrée pour chaque type de neige. Il a été démontré qu'il variait spatialement selon un gradient Nord-Sud au Québec (Section 4.6.3) : le  $\tau$  calibré en région *tundra* de hautes latitudes est plus faible ( $\tau = 0.1$ ) que celui calibré dans la partie Sud du Québec ( $\tau = 0.3$ ), car les régions de tundra sont caractérisées par des neiges peu épaisses et contenant du givre de profondeur (gros grains). Notons également que la présence d'une lentille de glace va avoir pour effet d'augmenter la stickiness  $\tau$  puisque cela revient à considérer des grains de neige de rayons nuls, soit une stickiness infinie. En réalité, nous devrions même considérer une stickiness par couche de neige puisque celle-ci varie également verticalement en fonction de la stratigraphie du manteau neigeux. Dans ce projet de recherche, le choix de calibrer une stickiness *adéquat* pour tous les types de neige observés au Québec s'explique par un souci d'optimisation du temps de calcul.

Toutefois, pour prendre en compte cette variabilité spatiale de la stickiness  $\tau$ , nous avons testé le schéma d'assimilation PF-SIR en considérant  $\tau$  comme un paramètre *libre*, soit en l'ajustant sur chaque site à chaque fois qu'une observation est disponible, au même titre que les variables météorologiques. Les performances obtenues par rapport à ceux obtenus en considérant un  $\tau$  *fixe* sont ici discutés.

- Cadre de l'expérience :

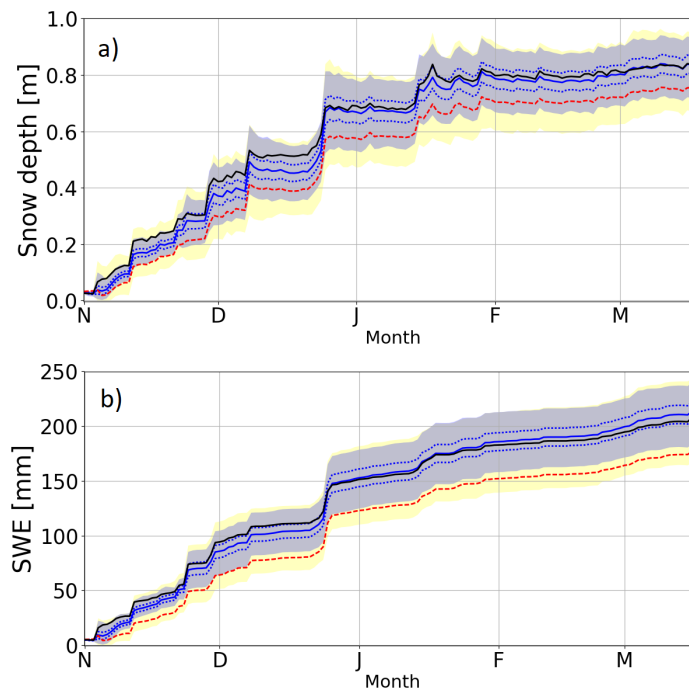
L'expérience réalisée est la même que celle expliquée dans la Section 4.4.5. Les  $\Delta T_{Bs}$  ( $\Delta T_{B19-37}$  et  $\Delta T_{B11-19}$ ) sont assimilées. L'observation est une simulation obtenue à partir de forçages météorologique perturbés pris au hasard parmi l'ensemble de forçages météorologiques créé. L'assimilation est faite sur le site de Baie James (station 12) durant l'hiver 2014-2015. Le paramètre  $\tau$  est perturbé à partir d'un bruit blanc gaussien centré en 0.17 et d'écart-type 0.29. Cet écart-type correspond à l'intervalle de valeurs de  $\tau$  calibrées

indépendamment pour chaque site d'étude (49 sites). Pour assurer une bonne représentativité des incertitudes, la taille de l'ensemble simulé est agrandie. L'ensemble est composé de 300 membres.

- Résultats :

La Figure 4.10 illustre les ensembles de SWE simulés avec et sans assimilation des  $\Delta T_{Bs}$  ( $\Delta T_{B19-37}$  et  $\Delta T_{B11-19}$ ) en considérant le paramètre  $\tau$  comme paramètre *libre*, et non comme une constante précédemment calibrée à 0.17 (voir Fig. 4.9). La Table 4.11 détaille les performances obtenues (voir Table 4.9, Section 4.5.4.2, pour l'expérience avec un  $\tau$  fixe). Le RMSE sur l'ensemble de SWE simulé avec assimilation et avec un  $\tau$  *libre* est égal à 14.6 kg.m<sup>-2</sup>, légèrement supérieur au RMSE obtenu en considérant un  $\tau$  fixe à 0.17 (12.9 kg.m<sup>-2</sup>), soit une amélioration de 37 % comparé au RMSE sur le SWE obtenu sans assimilation (23.2 kg.m<sup>-2</sup>). Les résultats sur les  $H_{neige}$  sont similaires, que ce soit en considérant un  $\tau$  *libre* ou un  $\tau$  fixe.

De meilleurs résultats sont donc obtenus sur cette expérience avec un paramètre  $\tau$  pré-calibré dans le schéma d'assimilation, validant la conclusion de ce chapitre (Section 4.6.3) : Il a été démontré qu'un paramètre  $\tau$  à 0.17 est une valeur moyenne représentative des manteaux neigeux observés au Québec, permettant de simuler leurs émissions MOP sans avoir à rajouter cette variable dans les variables d'état du schéma d'assimilation. , Cette calibration permet de minimiser le temps de calculs puisque cela permet d'avoir un ensemble plus petit (150 membres) pour répondre aux contraintes de l'assimilation en réajustant uniquement les forçages météorologiques (plus le nombre de variables d'état est grand, plus l'ensemble doit être grand). Notons toutefois que considérer le paramètre  $\tau$  comme un paramètre *libre* dans le schéma d'assimilation permet de réajuster quotidiennement le paramètre de cohésion de la neige et de spatialiser l'approche en fonction du type de neige de manière plus réaliste. Cette configuration pourra être considérée pour une application globale de l'approche. Il s'agit toutefois d'un calage local et non d'une correction car le paramètre de cohésion ( $\tau$ ) est un paramètre difficilement mesurable.



**Figure 4.10.** Simulations d’ensembles de  $H_{\text{neige}}$  (a) et de SWE (b) avec et sans assimilations (ensembles jaune et bleu respectivement). La variable de cohésion des grains de neige ( $\tau$ ) est considérée comme *libre* dans le schéma d’assimilation. Simulation initiale sans assimilation en rouge et observation synthétique en noire.

**Table 4.11.** Performances statistiques des ensembles de SWE et de  $H_{\text{neige}}$  simulés avec la chaîne de modèle Crocus/DMRT-ML avec et sans assimilation des  $DT_{B,19-37}$  et  $DT_{B,19-11}$ , en V-pol. Ce tableau reprend les résultats présentés dans la Section 4.5.4.2 (Tableau 4.8), soit avec un paramètre  $\tau$  fixe dans la chaîne de modèle, et présente les résultats obtenus en considérant  $\tau$  libre dans l’assimilation. L’assimilation est faite avec 150 membres, le nombre minimum d’échantillons sélectionnés avec l’assimilation est fixé à 25 (*N<sub>eff</sub>*, voir Section 4.8.4.2 plus loin)

Scénarios		RMSE de l’ensemble de SWE (voir [4.7])	Moyenne de l’ensemble – Signal ‘Vrai’		
			RMSE	Biais	RPE
SWE	Pas d’assimilation	23.2	28.4	-27.0	19 %
	Avec assimilation et $\tau=0.17$	12.9	5.1	-0.02	0.1 %
	Avec assimilation et $\tau$ libre	14.6	5.1	-0.5	0.4 %
$H_{\text{neige}}$	Pas d’assimilation	0.09	0.10	-0.09	15 %
	Avec assimilation et $\tau=0.17$	0.06	0.03	-0.02	4.0 %
	Avec assimilation et $\tau$ libre	0.07	0.03	-0.02	9.9 %

#### 4.8.4 Problème de dégénérescence des particules

Cette section détaille les analyses de sensibilité effectuées pour trouver la configuration optimale au schéma d'assimilation. Il s'agit de trouver le meilleur compromis entre un temps de calcul minimal et une précision maximale des SWE corrigés. La sensibilité de la taille de l'ensemble assimilé est ici discutée. Pour réduire le risque de dégénérescence des particules, une technique d'inflation de la matrice  $R$  a été développée. L'algorithme de cette méthode est décrit en détail dans le Chapitre 5. Nous discutons ici de la sensibilité du nombre d'échantillon minimum gardé à chaque assimilation.

En assimilant les  $\Delta T_{Bs}$ , plusieurs solutions peuvent être trouvées à chaque pas de temps, sans toutefois correspondre à la réalité. Par exemple, une solution ( $T_{B,19} = 262$  K,  $T_{B,37} = 258$  K) et une solution ( $T_{B,19} = 255$  K,  $T_{B,37} = 253$  K) ont le même  $\Delta T_{B, 19-37} = 2$  K. Théoriquement, de meilleurs résultats devraient être obtenus en assimilant les trois fréquences simultanément (en 11, 19 et 37 GHz, en polarisation verticale) car plus de contraintes fréquentielles sont alors prises en compte (il n'existe qu'une seule solution possible). Dans cette section, la qualité du schéma d'assimilation est testée en assimilant les trois fréquences (en 11, 19 et 37 GHz, en polarisation verticale) (avec  $\tau$  fixé à 0.17, même expérience que dans la Section 4.5.4).

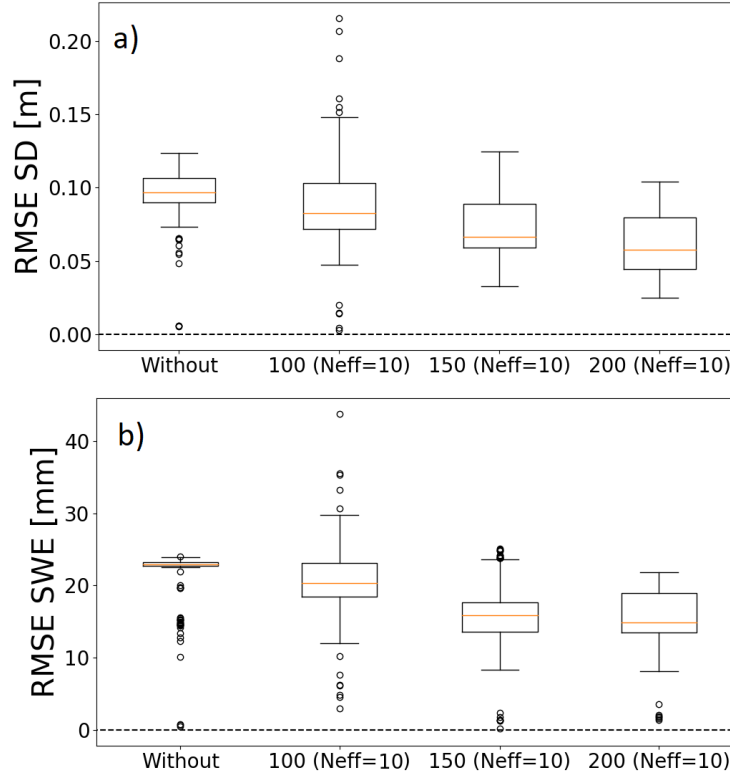
##### 4.8.4.1 Sensibilité des variables assimilées et de la taille de l'ensemble simulé

Les Figures 4.11a et 4.11b montrent la dispersion du RMSE (eq. [4.7]) sur les ensembles journaliers de  $H_{\text{neige}}$  et de SWE, respectivement, obtenus sans et avec assimilation des trois fréquences, en fonction de la taille de l'ensemble : avec 100, 150 et 200 membres. Au moins 10 échantillons sont gardés à chaque assimilation (voir section 4.8.4.2 ci-dessous).

Dans cette configuration, le schéma d'assimilation n'est pas stable avec un ensemble de moins de 150 membres. Les figures 4.11 mettent en évidence des membres divergents pour les SWE obtenus avec seulement 100 membres, par rapport à l'ensemble de SWE sans assimilation ('*Without*'). Ces divergences sont causées par des problèmes de dégénérescence des particules, quand toutes les particules convergent vers une unique trajectoire. Lorsque l'ensemble créé n'est pas suffisamment dispersé pour représenter la solution du système en

réponse aux incertitudes météorologiques, tous les poids forts sont distribués sur un faible nombre de particules lors de l'assimilation. Au pas de temps suivant, l'ensemble recréé à partir de cette petite zone d'intérêt n'est plus suffisamment dispersé pour retomber sur l'observation, et ainsi de suite. Les mêmes solutions sont sélectionnées à chaque pas de temps, entraînant une perte d'information considérable. Pour assimiler les trois fréquences simultanément, un ensemble de moins de 100 membres n'est pas suffisamment large pour représenter la solution et il faut créer un ensemble d'au minimum 150 membres pour s'assurer de respecter toutes les contraintes à chaque pas de temps (Fig. 4.11).

Le RMSE moyen sur l'ensemble de SWE est de  $15.1 \text{ kg.m}^{-2}$  pour une assimilation avec 150 membres, et de  $13 \text{ kg.m}^{-2}$  avec 200 membres. L'amélioration n'est pas significative, alors que le temps de calculs est considérablement réduit en utilisant un ensemble de 150 membres par rapport à 200 membres (plusieurs heures, voir Chapitre 7 pour le détail des temps de calculs). Dans cette étude, nous avons donc choisi de fixer la taille de notre ensemble à 150 membres.



**Figure 4.11.** RMSE des ensembles de  $H_{\text{neige}}$  (a) et de SWE (b) simulés pour l’hiver 2014-2015 sur la station 12 (équation [4.7]). L’expérience est la même que celle décrite dans la Section 4.5.4, soit avec des observations synthétiques, mais les trois  $T_{Bs}$  sont ici assimilées (et non les  $\Delta T_{Bs}$ ). ‘Without’ représente le RMSE obtenu sans assimilation des  $T_{Bs}$ , et les autres classes représentent les ensembles obtenus avec assimilations des trois  $T_{Bs}$  en fonction de la taille de l’ensemble créé (100, 150, 200 membres). Les boîtes à moustaches illustrent : la médiane (orange), le 25<sup>ème</sup> et le 75<sup>ème</sup> percentiles (limites des boîtes), le 10<sup>ème</sup> et 90<sup>ème</sup> percentiles, et le 5<sup>ème</sup> et 95<sup>ème</sup> percentiles (points noirs).

#### 4.8.4.2 Technique d’inflation de la matrice $R$

Dans l’algorithme SIR classique, les particules avec les poids les plus forts sont sélectionnées en fonction de la distance de la simulation à l’observation, et l’ensemble des particules est ensuite rééchantillonné autour de ces particules sélectionnées. Un problème de dégénérescence peut alors être automatiquement détecté si le nombre de particules pré-sélectionnées est inférieur à un seuil préalablement fixé, soit un nombre limite de particules  $N_{\text{eff}}$ . Une méthode d’inflation de la matrice de covariance d’erreur d’observation ( $R$ ) a été

développée pour assurer que l'ensemble sélectionné lors de l'assimilation soit toujours composé d'au moins  $N_{eff}$  particules (afin d'éviter de converger autour d'une seule particule si l'ensemble est sous-dispersé).

Cette technique d'inflation de la matrice (R) permet de redynamiser les poids attribués aux particules dès qu'une dégénérescence est observée. Les poids sont redistribués de manière à élargir l'ensemble rééchantillonné ( $N_{eff}$  particules) et à garder suffisamment d'information pour retomber sur l'observation à chaque pas de temps.

Dans le filtre particulaire SIR, les poids  $\delta_i$  sont calculés en fonction de la matrice R, selon [4.10],

$$\delta_i \approx e^{-\eta_i/R} \quad [4.10]$$

avec  $\eta_i$  le terme représentant la distance de la simulation à l'observation. L'inflation de R peut donc être interprétée comme un exposant  $\alpha$  sur les poids  $\delta_i$  selon [4.11],

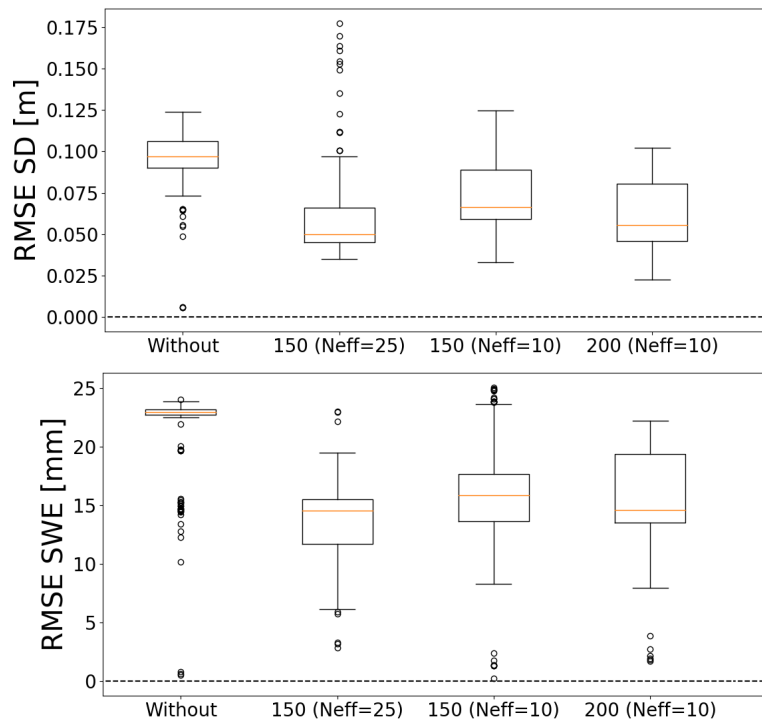
$$\delta_i \rightarrow \delta_i^\alpha \quad [4.11]$$

Dans ce chapitre, cette limite  $N_{eff}$  est fixée à 25 particules : si le rééchantillonnage se fait autour de moins de 25 particules, une technique d'inflation de la matrice R est automatiquement appliquée. Dans ce cas, le facteur d'inflation  $\alpha$  est ajusté par itération sur chaque poids, jusqu'à garder le nombre minimum  $N_{eff}$  de particules dans le processus de rééchantillonnage (SIR). L'algorithme est détaillé en Annexe du Chapitre 5.

Cette technique d'inflation de la matrice R est primordiale dans notre étude (en particulier lors de l'application du FP sur des observations réelles), car en considérant les forçages météorologiques comme notre seule source d'incertitudes, l'ensemble créé risque d'être sous-dispersé et donc sensible au problème de dégénérescence des particules. Il est possible d'éviter des problèmes de dégénérescence des particules lorsque le système est peu stable en faisant un compromis entre ce nombre  $N_{eff}$ , la taille initiale de l'ensemble et la qualité du schéma d'assimilation. Évidemment, plus  $N_{eff}$  est grand et moins l'assimilation a d'impacts sur le SWE corrigé.



La figure 4.12 reprend l'expérience présentée dans la section précédente et présente les RMSEs des ensembles de  $H_{\text{neige}}$  et de SWE obtenus sans et avec assimilation des trois fréquences, en fonction de la taille de l'ensemble utilisé et du nombre  $N_{\text{eff}}$  fixé. Avec seulement 150 membres et un  $N_{\text{eff}}$  de 25, les améliorations sur les  $H_{\text{neige}}$  et les SWE estimés avec l'assimilation des trois fréquences sont du même ordre de grandeur que celles obtenues avec un ensemble de 200 membres ( $N_{\text{eff}}$  à 10). Avec un seuil  $N_{\text{eff}}$  à 25 particules, l'ensemble rééchantillonné au temps  $t$  est suffisamment large (même si la solution est en dehors de l'ensemble créé) pour recréer un ensemble bien dispersé au pas de temps suivant et s'assurer de pouvoir retrouver l'observation. Il s'agit du meilleur compromis pour minimiser le temps de calculs et assurer la qualité du schéma d'assimilation.



**Figure 4.12.** Pareil que 4.11 mais en fonction du nombre minimum  $N_{\text{eff}}$  de particules sélectionnées dans le processus de rééchantillonnage.

Les résultats présentés dans ce Chapitre ont été obtenus en appliquant cette technique d'inflation de la matrice  $R$ , un ensemble de 150 membres et un nombre minimum de particules sélectionnées  $N_{eff}$  de 25. Cette démarche n'a pas été détaillée dans l'article afin de se concentrer sur les résultats et pour respecter le format nécessairement concis des articles. Nous avons fait le choix de décrire la technique en détaille dans l'article suivant, où l'assimilation est appliquée aux observations satellitaires réelles.

# CHAPITRE 5. ASSIMILATION DES OBSERVATIONS MICRO-ONDES PASSIVES D'AMSR-2 DANS UN MODÈLE DE NEIGE SUR LE NORD-EST DU CANADA

## 5.1 Présentation de l'article

Cet article a pour but de tester et de valider le schéma d'assimilation FP-SIR (Chapitre 4) avec les observations satellitaires AMSR-2 (en 11, 19 et 37 GHz) au Québec pour améliorer les estimations de SWE en ajustant uniquement les forçages météorologiques GEM ( $10 \times 10 \text{ km}^2$ ) et l'état initial des manteaux neigeux simulés. La difficulté est de recréer le signal MOP observé. Les  $T_{Bs}$  mesurées au-dessus de l'atmosphère ( $T_{B \text{ TOA}}$ ) en hiver peuvent être décrites comme la somme des contributions MOP du sol, du manteau neigeux, de la végétation et de l'atmosphère (équations [2.2], [2.3] et [2.4]). L'émission MOP de chacune de ces composantes est estimée à partir de modèles de transfert radiatif qui doivent être calibrés en fonction des caractéristiques de surfaces (humidité et température du sol, indice foliaire de la canopée (LAI), cohésion des grains de neige, etc.). La présence de croûte de glace affecte également le signal MOP et elles doivent donc être détectées et intégrées dans le manteau neigeux (cf Chap. 4). L'émission MOP du manteau neigeux est estimée en utilisant le modèle de neige Crocus, couplé au modèle d'émission de la neige DMRT-ML (avec un  $\tau$  calibré de 0.17). Cette approche a été validée dans un premier temps en utilisant des observations synthétiques (Chapitre 4, Larue *et al.*, 2018) mais il a été démontré dans la Section 4.8 que la qualité du schéma d'assimilation était fortement sensible à la fréquence assimilée. En ce sens, plusieurs expériences ont été testées sur les observations satellitaires afin de trouver la configuration optimale.

Les objectifs spécifiques de ce chapitre sont de : a) calibrer les modèles de transfert radiatif estimant l'émission MOP du sol et de la végétation ; b) analyser la qualité de l'assimilation pour l'amélioration du SWE en fonction des fréquences, ou combinaison de fréquences, assimilées ; c) évaluer la précision du SWE obtenue avec l'assimilation des  $T_{Bs}$  comparé au SWE initialement simulé avec Crocus.

## Résumé de l'article

Larue F., Royer A., De Sève D., Roy A., Cosme E. (2018). Assimilation of passive microwave AMSR-2 satellite observations using a snowpack evolution model over North-Eastern Canada. *Hydrology and Earth System Sciences*. <https://doi.org/10.5194/hess-2018-95>, in review, 2018.

Au Québec, la quantité d'eau emmagasinée dans un manteau neigeux, estimée par l'équivalent de l'eau de la neige (SWE), est une variable clé pour les applications hydrologiques. Le faible nombre de stations météorologiques dans les régions éloignées entraîne de fortes incertitudes dans les forçages météorologiques et donc dans les SWE dérivés des modèles de neige (initialisés par ces forçages). Un système d'assimilation des observations satellitaires micro-onde passives est implémenté pour améliorer les estimations de SWE en corrigeant les forçages météorologiques sans utilisation de données au sol. Un filtre à particules avec un algorithme de rééchantillonnage d'importance (SIR) est utilisé et les  $T_B$  mesurées par les capteurs du satellite d'AMSR-2 sont assimilées (en 11, 19, 37 GHz) dans une chaîne de modèles composée du modèle de neige multicouche Crocus et de modèles de transfert radiatif. Le modèle DMRT-ML (émission de la neige), le modèle de Wegmüller and Mätzler (1999) (émission du sol), le modèle de transmissivité de la végétation ( $\omega\text{-}\tau_{\text{opt}}$ ), et le modèle de Liebe et al. (1989) (émission de l'atmosphère) sont calibrés en fonction des caractéristiques de surface (LAI, humidité et température du sol, etc.) pour simuler l'émission MOP au-dessus de l'atmosphère. Les expériences d'assimilation ont été évaluées pour 12 stations avec des mesures de SWE continues sur quatre hivers (2012 à 2016).

Les meilleures améliorations de SWE (comparé aux simulations sans assimilation) sont obtenues en assimilant simultanément les trois fréquences (11, 19, 37 GHz en polarisation verticale). Le biais moyen sur le SWE est réduit de 71 % et passe de  $23.7 \text{ kg m}^{-2}$  sans assimilation à  $6.3 \text{ kg m}^{-2}$  avec assimilation. Le pourcentage d'erreur relative sur le biais (RPE) est égal à 14.6 % pour les sites avec un couvert forestier en dessous de 75 %, ce qui correspond à la précision requise pour des applications hydrologiques. Cette recherche ouvre la voie à des applications globales permettant d'obtenir des estimations de SWE plus

précises sur des zones étendues et éloignées, même lorsque les contributions de la végétation atteignent jusqu'à 50% du signal micro-onde mesuré par les capteurs satellitaires.

**Keywords:** micro-onde passive, modèle de neige Crocus, modèle de transfert radiatif DMRT-ML, contributions de la végétation, SWE estimés, Est du Canada, système d'assimilation de données, filtre particulière.

# Assimilation of passive microwave AMSR-2 satellite observations in a snowpack evolution model over North-Eastern Canada

Fanny Larue<sup>1,2,3\*</sup>, Alain Royer<sup>1,2</sup>, Danielle De Sève<sup>3</sup>, Alexandre Roy<sup>1,2,4</sup>, Emmanuel Cosme<sup>6</sup>

1 CARTEL, Université de Sherbrooke, Québec, Canada

2 Centre d'Études Nordiques, Québec, Canada

3 IREQ, Hydro-Québec, Québec, Canada

4 Département de Géographie, Université de Montréal, Québec, Canada

6 Institut des Géosciences de l'Environnement, IGE, UGA-CNRS, Grenoble, France

**Abstract.** Over northeastern Canada, the amount of water stored in a snowpack, estimated by its snow water equivalent (SWE) amount, is a key variable for hydrological applications. The limited number of weather stations driving snowpack models over large and remote northern areas generates great uncertainty in SWE evolution. A data assimilation (DA) scheme was developed to improve SWE estimates by updating meteorological forcing data and snowpack states using passive microwave (PMW) satellite observations without using any surface-based data. In this DA experiment, a particle filter with a Sampled Importance Resampled algorithm (SIR) was applied and an inflation technique of the observation error matrix was developed to avoid ensemble degeneracy. The Advanced Microwave Scanning Radiometer – 2 (AMSR-2) brightness temperatures ( $T_B$ ) observations were assimilated into a chain of models composed of the Crocus multi-layer snowpack model and radiative transfer models. The microwave snow emission model (Dense Media Radiative Transfer – Multi-Layers (DMRT-ML)), the vegetation transmissivity model ( $\omega$ - $\tau_{opt}$ ), and atmospheric and soil radiative transfer models were calibrated to simulate the contributions from the snowpack, the vegetation and the soil, respectively, at the top of the atmosphere. DA experiments were performed over 12 stations where daily continuous SWE measurements were acquired during 4 winters (2012-2016). Best SWE estimates are obtained with the assimilation of the  $T_B$ s at

11, 19 and 37 GHz in vertical polarizations. The overall SWE bias is reduced by 71% compared to original SWE simulations, from  $23.7 \text{ kg m}^{-2}$  without assimilation to  $6.9 \text{ kg m}^{-2}$  with the assimilation of the three frequencies. The overall SWE relative percentage of error (RPE) is 14.6% for sites with a fraction of forest cover below 75%, which is in the range of accuracy needed for hydrological applications. This research opens the way for global applications to improve SWE estimates over large and remote areas, even when vegetation contributions are higher than 50% of the PMW signal.

**Keywords:** passive microwave, Crocus snowpack evolution model, DMRT-ML radiative transfer model, vegetation contributions, SWE retrievals, Eastern Canada, Assimilation scheme, Particle Filter

## 5.2 Introduction

In Québec, Eastern Canada, snowmelt runoff has become a major economic issue and plays a considerable role in flood events (Perry, 2000). Good forecasting of this water supply is essential to optimizing the management of hydroelectric dams. The amount of water stored in a snowpack is estimated by the snow water equivalent (SWE). Accurately predicting the evolution of the SWE is challenging over large and remote areas due to the high spatial and temporal variability of the snowpack and to the lack of *in situ* data, which are time-consuming and expensive to measure. Current operational hydrological forecasting models used by Hydro-Québec, one of the larger energy producers in North America, rely on surface snow surveys measurement interpolation (Tapsoba *et al.*, 2005). It has been shown that the highest uncertainties in hydrological forecasting related to snow result from a lack of accurate estimates of the amount of snow accumulated during the winter season over large area (Turcotte *et al.*, 2010). To have a better knowledge of the spatial distribution of the SWE, many approaches use snowpack models to simulate the evolution of the snow cover in response to meteorological conditions (Brun *et al.*, 1989; Jordan, 1991; Lehning *et al.*, 2002). Nevertheless, the use of models is challenging due to the imperfect knowledge of meteorological forcing data (Raleigh *et al.*, 2015) (because of the low number of weather

stations in remote areas) and simplifications of snow physics used in the models (Foster *et al.*, 2005).

The assimilation of satellite observations is a promising approach used to reduce these uncertainties related to the lack of *in situ* data (Pietroniro and Leconte, 2005; Durand *et al.*, 2009; Touré *et al.*, 2011; De Lannoy *et al.*, 2012; DeChant and Moradkhani, 2011, Kwon *et al.*, 2017). In particular, passive microwave (PMW) satellite observations, which measure brightness temperatures ( $T_B$ ), are sensitive to the volume of snow and provide information at a good temporal and spatial coverage (Hallikainen, 1984; Chang *et al.*, 1996; Tedesco *et al.*, 2004). It has been shown that the assimilation of PMW satellite data into snow models added valuable information in order to compensate for initialization errors and to improve SWE simulated by snow model (Sun *et al.*, 2004). These approaches appear to be very promising to evaluate and predict water resources but are still under development to be further used for operational hydrological applications (Xu *et al.*, 2014). Larue *et al.* (2017) has shown that the GlobSnow-2 SWE product (Takala *et al.*, 2011), which assimilates both  $T_B$  satellite data and local snow depth observations, was not accurate enough for hydrological modeling, mainly because of its dependence on *in situ* data in remote areas.

The main difficulty in the assimilation of PMW satellite observations in boreal forest areas is to quantify all the contributions that affect the measured signal. PMW satellite observations have a low spatial resolution ( $\sim 10 \times 10 \text{ km}^2$ ) and many contributions are measured by satellite sensors, in addition to the PMW emission from the volume of the snowpack (vegetation canopy, ice crust, frozen/unfrozen soil, lakes, moisture in the snow, topography, etc.) (Kelly *et al.*, 2003; Koenig & Forster, 2004). In boreal areas, the PMW emission from the forest canopy within a pixel can contribute up to half of the PMW signal measured by satellite sensors (Roy *et al.*, 2012, 2016). This contribution does not only depend on the fraction of forest cover, but also on the biomass (liquid water content), the vegetation volume and the structure of the canopy (stem, leaf, trunk) (Franklin, 1987). To adjust snowpack model simulations, several studies suggest using radiative transfer models, coupled to a snowpack model, to take into account the different contributions to the PMW



signal at the top of the atmosphere and to directly assimilate PMW satellite observations (Brucker *et al.*, 2011; Durand *et al.*, 2011; Langlois *et al.*, 2012; Roy *et al.*, 2016).

This paper aims at developing and validating the assimilation of PMW satellite observations for SWE improvements over Québec by adjusting meteorological forcing data and simulated snowpack states without using any surface-based observations. AMSR-2 satellite sensors provide the  $T_B$  observations at 11, 19 and 37 GHz. The data assimilation scheme (DA) is a Sequential Importance Resampling Particle filter (referred to as PF-SIR). The PMW emission from the snowpack is computed by using the Crocus snowpack model (Brun *et al.*, 1989) coupled to a microwave snow emission model, the Dense Media Radiative Transfer - Multi Layers model (DMRT-ML) (Picard *et al.*, 2013). This scheme is further referred as the Crocus/DMRT-ML chain and has been previously calibrated over Québec (Larue *et al.*, 2018). This implementation was first validated in Larue *et al.* (2018) by using synthetic observations. For the assimilation of satellite data, the challenge is to accurately simulate the  $T_B$  measured at the top of the atmosphere ( $T_{B\ TOA}$ ) by including contributions other than snow (soil, vegetation and atmosphere). The vegetation transmissivity model ( $\omega$ - $\tau_{opt}$ ), the soil emission model of Wegmüller and Mätzler (1999, WM99) and the atmospheric emission model of Liebe (1989) are added and calibrated to simulate the PMW emission of satellite observations (Roy *et al.*, 2015).

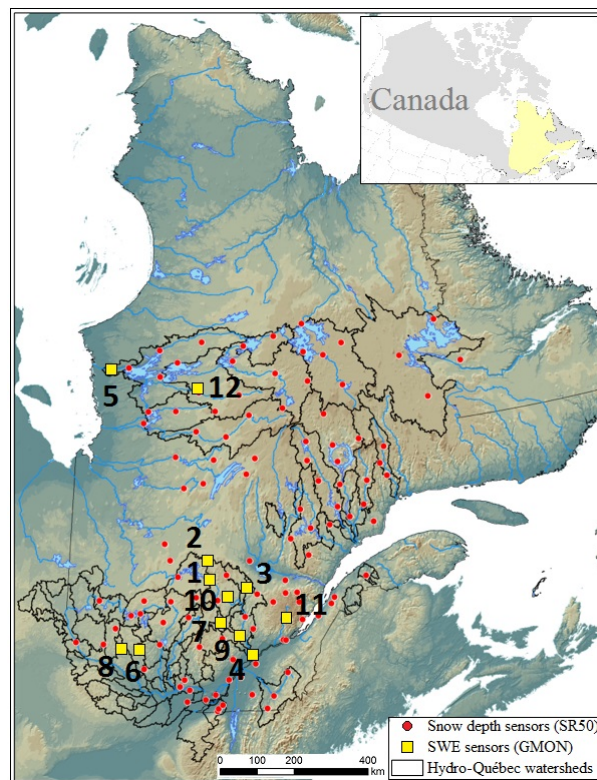
The specific objectives of this paper are thus to: 1) calibrate the soil and the vegetation radiative transfer models coupled with the Crocus/DMRT-ML chain to simulate  $T_{B\ TOA}$  over several years (2012 to 2016); and 2) evaluate the performance of the assimilation of PMW data in Crocus using SWE measurements obtained over twelve reference nivometric stations from 2012 to 2016. This paper opens the way to a functional spatialized method for improving SWE estimates over large and remote areas without using surface-based data.

### 5.3 General framework

#### 5.3.1 Study area and evaluation database

Figure 5.1 shows the region of interest located in the province of Québec, Eastern Canada area (46-56°N). This area includes the watershed of La Grande, in the middle north

of Québec (below 56°N), the watersheds of the Outaouais and of the Mauricie in the central area of Québec (46-48°N, see Fig. 5.1), which are equipped with SWE and snow depth sensors for hydrological purposes. Québec is characterized by different eco-climatic conditions, mainly constituted of forested area (dense boreal forests with coniferous and deciduous), and a flat topography.



**Figure 5.1.** SWE measurement stations with the ‘GMON’ SWE sensors (yellow squares, see Table 5.1) in the province of Québec, Eastern Canada. The red circles are the snow depth sensors (‘SR50’) used by Hydro-Québec for hydrological purposes, overlaid on a relief map (from blue-low to brown-higher altitudes) and watershed contours (black lines). The LG watershed is located in the middle north of Québec, the Outaouais and the Mauricie watersheds are in southwestern and south-central Québec, respectively.

To evaluate SWE simulations, SWE measurements were taken from 2012 to 2016 by twelve nivometric stations (see numbered stations on Fig. 5.1), located through a north-south gradient in Québec. This database is fully described in Larue *et al.* (2018). Table 5.1 describes

the main station characteristics including the mean maximum SWE measured values over operating periods. Daily SWE measurements are derived from gamma ray SWE sensors (Campbell Scientific CS725, ‘GMON’) with an average error of +5% (Choquette *et al.*, 2008). Two stations (Nos. 5 and 12) are located in the subarctic eco-climatic zone (53-54°N, James Bay area), eight in the coniferous boreal zone (46-48°N) and two (Nos. 4 and 11) in a mixed forest area in southern Québec (45.3°N). Sensors were calibrated by Hydro-Québec from numerous field measurement campaigns during the first year following their installations.

**Table 5.1.** Characteristics of the nivometric stations: SWE (in kg m<sup>-2</sup>) data, Latitude (Lat.), Longitude (Long.) and Elevation (El., a.s.l. in meters) of stations, Dist. GEM-station is the distance between the station and the center of the associated GEM grid cell, time period of observations, average of the maximum observed data over the studied period, data providers (HQ: Hydro-Québec, U. Sherb: Université de Sherbrooke, U. Laval: Université Laval).

Sites #	Lat.	Long.	El.	Dist. GEM-station (km)	Time period	Mean maximum SWE value (kg m <sup>-2</sup> )	Data provider
1	48.3	-74.1	100	3.4	2012-2016	272	HQ
2	48.9	-74.2	100	4.9	2012-2016	277	HQ
3	47.9	-72.9	100	4.7	2012-2016	252	HQ
4	46.6	-72.8	136	4.2	2012-2016	253	HQ
5	53.7	-78.2	103	4.2	2012-2016	213	HQ
6	46.7	-76.0	229	2.3	2012-2016	161	HQ
7	47.0	-74.3	469	3.3	2012-2016	235	HQ
8	46.9	-76.4	330	1.8	2012-2016	212	HQ
9	46.9	-73.7	372	1.9	2012-2016	180	HQ
10	47.7	-73.6	398	3.5	2012-2016	202	HQ
11	47.3	-71.2	669	2.6	2015-2016	396	U. Laval
12	53.4	-75.0	389	4.0	2014-2016	211	U. Sherb
Mean				3.4	2012-2016	237	

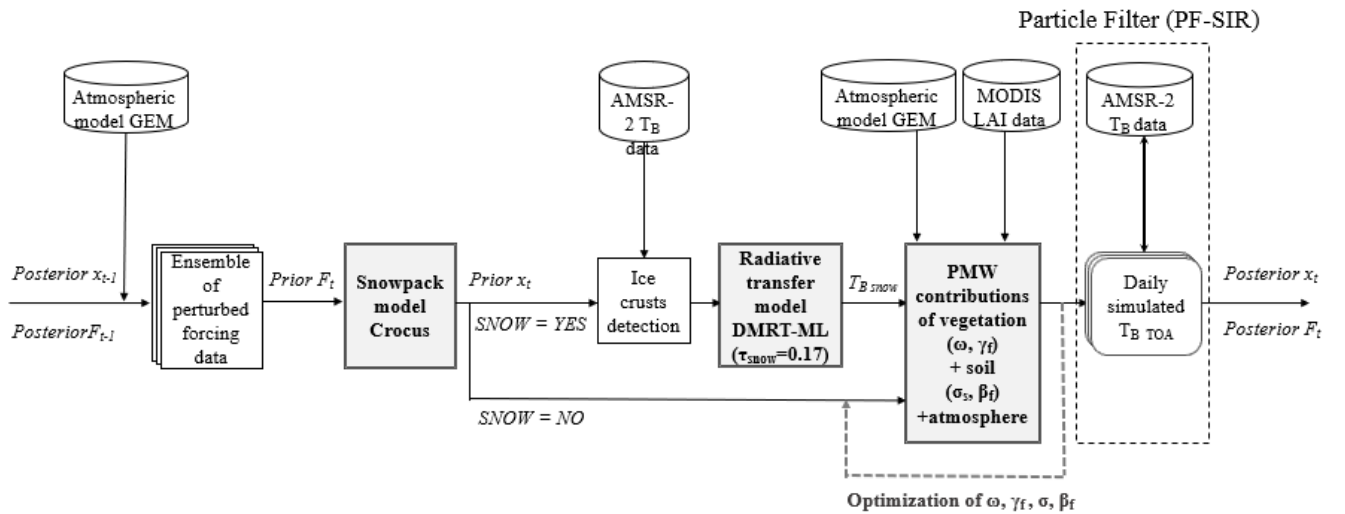
### 5.3.2 General setup

Figure 5.2 shows the general methodology developed to simulate and to assimilate AMSR-2 satellite observations into the snowpack model.

To simulate the signal measured by satellite sensors at the top of the atmosphere ( $T_{B\text{ TOA}}$ ), a chain of models was implemented and calibrated over Eastern Canada. The three hourly-continuous atmospheric forcing database provided by the Global Environmental Multiscale weather prediction model (referred to as ‘GEM’; Côté *et al.*, 1998) was used to drive the multi-layer Crocus snowpack model (described in Sect. 5.4.2.1 further). Each GEM grid cell has a spatial resolution of  $10 \times 10 \text{ km}^2$ , which is on the same order as the observation scale. In this study, the Crocus model computes the evolution of the snowpack (SWE, snow depth, density, etc.) each day at 1 pm, in agreement with the AMSR-2 observation time (Sect. 5.4.1.1). The DMRT-ML radiative transfer model (Sect. 5.4.2.1), driven with Crocus outputs, was used to simulate the PMW emission from the modeled snowpack (referred to as ‘ $T_{B\text{ snow}}$ ’) at 11, 19 and 37 GHz, at vertical and horizontal polarizations (‘V-pol’ and ‘H-pol’, respectively). The contribution of the atmosphere was estimated by using an atmospheric model (Liebe, 1989) driven with the total of precipitable water integrated over 28 atmospheric layers and provided by GEM (Dolant *et al.*, 2016) (Sect. 5.4.3). The surface emissivity for a rough soil was deduced by calibrating the soil model of Wegmüller and Mätzler (1999, WM99) and the contributions of the vegetation were quantified with the ( $\omega$ - $\tau_{\text{opt}}$ ) radiative transfer model (Sect. 5.4.3). To take into account the variability of the canopy emissivity, the calibration of the ( $\omega$ ,  $\tau_{\text{opt}}$ ) parameters were linked to the 4-day leaf area index (LAI) product from MODIS data ( $1 \times 1 \text{ km}^2$ ), averaged for each AMSR-2 grid cell ( $10 \times 10 \text{ km}^2$ ) (Sect. 5.4.3.3). These calibrations of soil and vegetation parameters were performed over the summer period to avoid the bias due to the presence of the snowpack.

The brightness temperatures ( $T_{B\text{s}}$ ) measured by AMSR-2 satellite sensors were assimilated in a data assimilation (DA) scheme (see Sect. 5.4.4). Raleigh *et al.* (2015) have shown that meteorological forcing data were the major sources of errors in snow model simulations. Hence, we assume here that the uncertainties of GEM meteorological forcing data are the only sources of errors in the  $T_B$  modeling. Quantifying the modeling errors due to physical simplifications inside the model is very difficult due to the observation spatial scale. Further studies are needed to estimate these errors over the study area and to take it into account in the DA experiment. The observations errors were assumed to be known and the modeling errors were estimated by perturbing selected meteorological forcing variables.

An ensemble of 150  $T_B$  simulations was obtained and the distribution of these ‘prior estimates’ represent the modeling error in response to GEM uncertainties. . A Particle filter with an SIR algorithm was used in the DA scheme to update the simulated  $T_B$  TOA over the winter by adjusting meteorological forcing data and snowpack states (posterior estimates) when an observation was available (Fig. 5.2). Several configurations of the DA scheme were tested over three evaluation sites representing different environmental conditions and the best configuration of the DA scheme was evaluated over the 12 validation reference sites from 2012 to 2016 (Sect. 5.4.4).



**Figure 5.2.** Methodological scheme describing the DA scheme in the chain of models for SWE retrievals by updating perturbed atmospheric forcing data and snowpack states ( $F_t$  and  $x_t$ , respectively, see Sect. 5.4.4).

## 5.4 Materials and methods

### 5.4.1 Database

#### 5.4.1.1 AMSR-2 observations

AMSR-2 satellite sensors (Imaoka *et al.*, 2010) provide PMW satellite observations on the 11 (10.7), 19 and 37 GHz channels at V-pol and H-pol. Images produced by AMSR-2 are freely available on the Japan Aerospace Exploration Agency (JAXA) website. This study used the Level 3 Version 2 product, which provides daily  $T_{Bs}$  normalized on a North Hemisphere polar stereographic projection with a spatial resolution of  $10 \times 10 \text{ km}^2$  (see <http://gcom-w1.jaxa.jp> for the specifications of the projection), from 1 August 2012 to 1 July 2016.  $T_{Bs}$  from AMSR-2 are computed twice a day: at 1 pm (ascending pass) and at 1 am (descending pass). Only the ascending pass was used in this study (about 13:00 local time) since the snowpack was computed once a day at 1 pm (local time). The use of the ascending pass allowed avoiding the nighttime refreeze process. To reduce observation errors due to the daytime melting process, the approach was evaluated during the dry snow period, from December to mid-March. This aspect is further discussed in Sect. 5.6.1.

#### 5.4.1.2 LAI MODIS data

The 4-day LAI product provided by MODIS TERRA data (MOD15A3; Myneni *et al.*, 2002) was used to characterize the vegetation contributions on the total emissivity (Fig. 5.2). The product has a spatial resolution of  $1 \times 1 \text{ km}^2$  and was resampled on the AMSR-2 grid of  $10 \times 10 \text{ km}^2$  by averaging all LAI data within each AMSR-2 grid cell (referred to as ‘ $LAI_{AMSR-2}$ ’). For each site, Table 5.2 describes the summer and winter average values (‘ $LAI_{summer}$ ’ and ‘ $LAI_{winter}$ ’) calculated using  $LAI_{AMSR-2}$  from 1 July to 31 August and from 1 January to 1 March over the 2012 to 2016 time period, respectively (Roy *et al.*, 2014).

**Table 5.2.**  $LAI_{summer}$  is the mean of the LAI provided by MODIS for the July-August time period and averaged over the AMSR-2 grid cell (10 x 10 km<sup>2</sup>),  $LAI_{winter}$  is the mean LAI for the January-March time period.  $f_{cover}$  is the fraction of forest cover within the AMSR-2 grid cell extracted from the land cover map Circa 2000 (Sect. 5.4.3). The percentages of coniferous, deciduous and water areas are the percentages distributed within the  $f_{cover}$ . Sites are ranked in the increasing order of  $f_{cover}$ . The three highlighted sites (gray cells) are the sites selected to test the configuration of the DA scheme in Sect. 5.5.2.

Site #	$LAI_{summer}$	$LAI_{winter}$	$f_{cover}$ (%)	Coniferous (%)	Deciduous (%)	Water (%)
#12	1.07	0.04	24.2	77.6	14.4	4.9
#5	1.07	0.08	31.5	66.5	25.9	7.0
#4	2.63	0.06	47.6	8.5	70.3	1.4
#7	3.13	0.28	59.3	49.9	45.8	4.0
#10	2.47	0.17	61.8	67.3	30.1	2.4
#1	2.96	0.28	63.7	41.6	55.8	2.2
#3	3.69	0.25	65.5	44.6	52.1	3.3
#2	1.99	0.12	66.6	79.4	16.6	3.5
#8	4.11	0.22	72.1	15.5	80.2	4.3
#11	2.43	0.19	74.5	52.5	46.6	0.5
#6	2.82	0.11	81.5	18.1	75.3	6.5
#9	3.65	0.43	84.0	60.9	36.1	2.9

#### 5.4.1.3 Land cover map of Canada

The land cover map of Canada Circa 2000 (available at <http://www.geobase.ca/geobase/en/data/landcover/index.html>) (referred to as ‘LCC’) was used to extract the fraction of forest cover ( $f_{cover}$ ) within each AMSR-2 grid cell. This product provides the percentage of coniferous, herbaceous, deciduous and water areas with a spatial resolution of 1 x 1 km<sup>2</sup> and was resampled to generate average values within each 10 x 10 km<sup>2</sup> AMSR-2 grid cell. Table 5.2 shows the fractions of forest cover provided by the LCC and resampled over AMSR-2 grid cells for each site. As expected, Sites 5 and 12, which are located in the subarctic area (Fig. 5.1), have a low  $f_{cover}$  (below 32%). The other sites in

boreal areas have an  $f_{cover}$  of up to 60%. Sites 6 and 9 are in particularly dense forest areas, with a high  $f_{cover}$  (up to 80%). In such dense forest areas, the signature of the underlying snow can be significantly attenuated during the winter period and bias the measured  $T_B$  signal. To test the configuration of the DA scheme for several environmental conditions, the  $T_B$  assimilations for Site 12 ( $f_{cover} = 24.2\%$ ), Site 1 ( $f_{cover} = 63.7\%$ ) and Site 9 ( $f_{cover} = 84.0\%$ ) were analyzed in a preliminary experiment (Sect. 5.5.2.1).

Moreover, the presence of lakes can affect the PMW signal. Lake ice (when snow cover is absent) increases the PMW signal at high frequencies and, at low frequencies, the contribution of water bodies acts as a reflector and the emissivity remains low (De Sève *et al.*, 1999). With snow cover on lakes, the different snow states on the lakes compared to snow cover under forest also modified the emitted signal (see Derksen *et al.* 2012, 2014). Nevertheless, we made the hypothesis that these impacts were negligible over our studied sites, which have lake water fractions under 7% within their AMSR-2 grid cells (Table 5.2) (masks are generally applied for water fractions of up to 20%, Takala *et al.*, 2011).

## 5.4.2 Simulation of the PMW emission from the snowpack

### 5.4.2.1 Coupling of Crocus and DMRT-ML

The chain of models developed to simulate  $T_{Bsnow}$  is identical to that of Larue *et al.* (2018), so only a brief description of the approach is detailed here (see Fig. 5.2).

To generate a three hourly-continuous meteorological forcing database for running Crocus, successive GEM forecasts were taken from the +09 forecast hour to the +18 forecast hour provided at the 00 and 12 UTC analysis time of each day. The Crocus snowpack evolution model (Brun *et al.*, 1989, 1992; Vionnet *et al.*, 2012) is coupled with the ISBA land surface model within the SURFEX interface (**Surface** Externalisée, in French) (Decharme *et al.*, 2011; Masson., 2013). SURFEX/ISBA/Crocus (hereafter referred to as “Crocus”) computes the evolution of the physical properties of the snowpack and the underlying ground (soil). In particular, Crocus represents the detailed snow microstructure evolution in time through the formulations in Carmagnola *et al.* (2014). The number of snow layers is dynamic and evolved according to physical properties updated at each time step.



The maximum number of simulated snow layers was fixed at 15 in this study, as a compromise between accuracy and computing time (not shown). Configuration and initialization of the Crocus snowpack model are the same as described in Larue *et al.* (2018).

$T_{B\text{ snow}}$  was computed by driving the radiative transfer model DMRT-ML with Crocus outputs. The DMRT-ML model is well-detailed in the literature (Tsang *et al.*, 1992; Tsang and Kong, 2001; Picard *et al.*, 2013), so only the calibration is described here. Snow grain size, and more generally snow microstructure, are factors that most affect the accuracy of simulated PMW emission from a snowpack as they determine the strength of scattering mechanisms in the snowpack at the high frequencies used (Roy *et al.*, 2013; Leppänen *et al.*, 2015; Sandells *et al.*, 2017, Larue *et al.*, 2018). In DMRT-ML, snow grains are represented as spheres of ice with variable interactions between them. The potential formation of clusters of grains, which increases the effective snow grain size, is not taken into account, generating uncertainties (Picard *et al.*, 2013). Several studies have shown that DMRT-ML needed an effective scaling factor to represent the stickiness between snow grains and to correct the snow microstructure representation (Brucker *et al.*, 2011; Roy *et al.*, 2013; Royer *et al.*, 2017). Larue *et al.* (2018) have shown that a mean snow stickiness parameter ( $\tau_{\text{snow}}$ ) of 0.17 was optimal to simulate  $T_{B\text{ snow}}$  over boreal snow in Québec (RMSE of 27 K) when DMRT-ML is driven by Crocus snow profiles. This constant  $\tau_{\text{snow}}$  value was used in the implemented chain of models. Nevertheless, this effective parameter could change with snow type (Royer *et al.*, 2017; Larue *et al.*, 2018). The use of the  $\tau_{\text{snow}}$  parameter as a free variable in the DA scheme is discussed in Sect. 5.6.2.

#### 5.4.2.2 Ice lens detection algorithm

Since ice lenses ('IL') within a snowpack significantly reduce  $T_B$  mainly at H-pol (Montpetit *et al.*, 2013; Roy *et al.*, 2016), ice layers must be detected and added in the simulated Crocus snow profiles to improve  $T_{B\text{ snow}}$  simulations.  $T_B$  in H-pol are much more attenuated by the presence of an IL than  $T_B$  in V-pol, since the coefficient of reflectivity is stronger in H-pol (Montpetit *et al.*, 2013). Therefore, by following the daily evolution of the PMW emission from the snowpack with AMSR-2 observations, the formation of an IL can

be detected by using a threshold on the polarization ratio PR defined by Cavalieri *et al.* (1984) for a given frequency ( $\nu$ ),

$$PR(\nu) = \frac{T_B(\nu, V-pol) - T_B(\nu, H-pol)}{T_B(\nu, V-pol) + T_B(\nu, H-pol)} \quad (5.1).$$

In this study, an IL was inserted on the top of the simulated snowpack if the AMSR-2 PR(19) was above 0.10 (Langlois *et al.*, 2016). To integrate the IL in the snow profile, a 1-cm layer with a density of 900 kg m<sup>-3</sup> and snow grain radius set to zero was first added at the surface of the snowpack when it was detected (Roy *et al.*, 2016). The difficulty knowing how to evolve this IL in the snowpack. The Crocus snowpack model has not yet been adapted to integrate the formation of ILs and evolve them in a coherent way (Quéno *et al.*, 2016). Nevertheless, it was shown in Larue *et al.* (2018) (from field measurements) that an IL of 1 cm located 4 cm from the surface in the simulated Crocus snow profile minimized the bias of DMRT-ML simulations due to the presence of an IL in the snowpack (regardless of its real location in the snow profile). Hence, as soon as a snowfall is detected with GEM precipitation data, the IL firstly added on the top of the surface was positioned 4 cm from the surface in the simulated snow profile. The maximum number of detected IL was fixed at two. In this case, the first detected IL was positioned at 8 cm from the surface and the second at 4 cm after a snowfall was detected. During winter 2014-2015, one IL was detected at sites 1 and 12 (22 December 2014 and 15 December 2014). At site 9, two ILs were detected: one on 10 December 2014 and another on 1 January 2015.

#### 5.4.3 Simulation of the PMW emission at the top of the atmosphere

The PMW brightness temperature ( $T_B$ ) emitted by a AMSR-2 grid cell can be written as (5.2),

$$T_B = [f_{season} \cdot T_{B \text{ forest}} + (1 - f_{season}) T_{B \text{ open}}] \quad (5.2)$$

where  $f_{season}$  is the seasonal (winter or summer) fraction of forest cover in the AMSR-2 grid cell,  $T_{B \text{ forest}}$  is the PMW emission with vegetation contributions and  $T_{B \text{ open}}$  is the PMW emission without vegetation contributions. The  $f_{cover}$  values provided by the Circa 2000 map are constants whereas these fractions of forest evolve according to the season. To take into account the temporal evolution of the forest cover for the winter and summer periods (defined

as the time period with and without snow, respectively) and to estimate the  $f_{season}$  used in Eq. (5.2),  $f_{cover}$  was linked respectively to  $LAI_{winter}$  and to  $LAI_{summer}$  by comparing the  $f_{cover}$  map to the two resampled maps (both resampled on the AMSR-2 projection) throughout Québec area (not shown). The seasonal fraction of  $f_{cover}$  are related to seasonal LAIs with the Eq. (5.3) and (5.4) for summer and winter respectively,

$$f_{summer} = 0.9 * (1 - \exp(-2.7 * LAI_{summer}))^{3.2} \quad (5.3)$$

$$f_{winter} = 0.9 * (1 - \exp(-16.0 * LAI_{winter}))^{0.3} \quad (5.4)$$

The linear correlation between the  $f_{summer}$  values estimated from the LCC and the  $f_{summer}$  values fitted to LAI data with the Eq. (5.3) has a coefficient correlation  $r$  equal to 0.94 and a p-value below 0.01. For the LCC  $f_{winter}$  values and the  $f_{winter}$  values fitted to the LAI data (see Eq. (5.4)), the coefficient correlation  $r$  is equal to 0.95 and the p-value is below 0.01.

#### 5.4.3.1 Vegetation contributions

The PMW emission from the vegetation varies according to the forest characteristics, such as the biomass, the structure of the vegetation or the liquid water content of the canopy. In this study, the vegetation contribution was modeled according to the simplified radiative transfer model ( $\omega$ - $\tau_{opt}$ ) (Mo *et al.*, 1982), where the parameters are estimated by fitting the simulated  $T_{Bs}$  with observations (Grant *et al.*, 2008, Roy *et al.*, 2012). The  $\omega$  is the simple scattering factor of the albedo. Given the incidence angle  $\theta = 55^\circ$  of AMSR-2 satellite sensors, the optical thickness of the vegetation  $\tau_{opt}$  is a function of the forest transmissivity ( $\gamma$ ) such that  $\gamma = \exp(-\tau_{opt} / \cos\theta)$ . The forest transmissivity, which varies according to the frequency ( $\nu$ ) used and is further called  $\gamma_\nu$ . At the satellite sensor, the expression of  $T_{B\ TOA}$  in boreal areas was described by the Eq. (5.2), which can be detailed with the Eq. (5.5) and (5.6) (see Roy *et al.*, 2012),

$$T_{B\ forest} = \left[ \gamma_\nu \cdot e_{surf} \cdot T_{surf} + (1 - \omega) \cdot (1 - \gamma_f) \cdot T_{veg} + \gamma_\nu \cdot (1 - e_{surf}) \cdot (1 - \omega) \cdot (1 - \gamma_\nu) \cdot T_{veg} + (1 - e_{surf}) \cdot \gamma_\nu^2 \cdot T_{B\ atm\downarrow} + (1 - \gamma_\nu) \cdot \omega \cdot T_{B\ atm\downarrow} \right] \cdot \gamma_{atm} + T_{B\ atm\uparrow} \quad (5.5)$$

$$T_{B\ open} = \left[ e_{surf} \cdot T_{surf} + (1 - e_{surf}) \cdot T_{B\ atm\downarrow} \right] \cdot \gamma_{atm} + T_{B\ atm\uparrow} \quad (5.6)$$

where  $T_{\text{surf}}$  is the surface temperature,  $e_{\text{surf}}$  is the surface emissivity under the canopy (with or without snow) for a given frequency,  $T_{\text{veg}}$  is the temperature of the vegetation (taken as equal to the air temperature at 2 meters, provided by GEM).  $T_{\text{Batm}\downarrow}$  and  $T_{\text{Batm}\uparrow}$  are respectively the descending and ascending atmospheric contributions, and  $\gamma_{\text{atm}}$  is the transmittance of the atmosphere. These atmospheric contributions were modeled using the Liebe (1989) model implemented in the Helsinki University of Technology (HUT) snow emission model (Pulliainen *et al.*, 1999). The model considers radiative transfer through the atmospheric layers and provides values  $T_{\text{Batm}\downarrow}$ ,  $\gamma_{\text{atm}}$  and  $T_{\text{Batm}\uparrow}$  at the satellite sensor level (Liebe, 1989) according to the precipitable water integrated for all atmospheric layers provided by GEM (Dolant *et al.*, 2016). Thus, for snow free conditions, only forest ( $\omega$ ,  $\gamma_v$ ) and soil ( $e_{\text{surf}}$ ) parameters are unknown and need to be adjusted for each site by fitting the outputs of the model according to the observations.

#### 5.4.3.2 Soil contributions

To deduce the surface emissivity for a rough soil ( $e_{\text{surf},p}$  for a given polarization  $p$ ), the soil model of Wegmüller and Mätzler (1999, WM99) was used to calculate the surface reflectivity for a rough soil throughout the year under the canopy ( $r_{\text{surf},p}$  for a given polarization  $p$ ), with or without snow by using the Eq. (5.7) and (5.8),

$$r_{\text{surf},H} = 1 - e_{\text{surf},H} = \Gamma_{\text{Fresnel},H} \cdot \exp(-\sigma_s^{\sqrt{0.1 \cdot \cos\theta}}) \quad (5.7)$$

$$r_{\text{surf},V} = 1 - e_{\text{surf},V} = r_H \cdot \cos\theta^\beta \quad (5.8)$$

$r_{\text{surf},p}$  mainly depends on the surface roughness and Fresnel coefficients ( $\Gamma_{\text{Fresnel},H}$ ). In the Eq. (5.7), the simplified parameter  $\sigma_s = k \cdot \sigma$  was used, where  $k$  is the wave number and  $\sigma$  the standard deviation of the surface height (in meters). When the soil is frozen, parameters derived from Montpetit *et al.* (2018) were used (see Sect. 5.5.1). When the soil is not frozen,  $\Gamma_{\text{Fresnel},H}$  was estimated from the dielectric constant calculated with the Dobson (1985) equations according to the soil moisture and the soil temperature. These variables are daily computed with the Crocus model, coupled to the ISBA land surface model. The soil reflectivity in vertical polarization also depends on a parameter  $\beta$  (Montpetit, 2015), which describes the polarization of the signal and varies according to the frequency used (referred

to as  $\beta_v$  hereafter). Hence, the soil parameter  $e_{\text{surf}}$  is linked to the couple  $(\sigma_s, \beta_v)$  and mainly evolved according to soil moisture and soil temperature.

#### 5.4.3.3 Inversions of vegetation and soil parameters

The inversion of forest  $(\omega, \gamma_v)$  and soil  $(\sigma_s, \beta_v)$  parameters was carried out in summer to avoid the bias due to the presence of a snowpack. Forest parameters  $(\omega, \gamma_v)$  depend on the forest characteristics, such as the biomass and the structure of the canopy for each site. To take into account the temporal variations of these characteristics, the forest parameters were linked to the LAI. It also allowed a realistic continuity of the  $(\omega, \gamma_v)$  calibration for the winter period. Using the vegetation water content equation defined by Pampaloni and Paloscia (1986), the parameter  $\gamma_v$  is related to the 4-day LAI for a given frequency  $\nu$  with the relation (5.9),

$$\gamma_v = e^{-b.k^a \cdot (\exp(-\frac{LAI}{3}) - 1) / \cos\theta} \quad (5.9)$$

where  $a$  and  $b$  are two constants to calibrate. To reduce the number of unknown variables, the Eq. (5.9) has been simplified to use only one constant  $\eta_v$  such as  $\eta_v = e^{-b.k^a}$ .

The vegetation and soil parameters were inverted by minimizing the difference between simulated  $T_{B \text{ TOA}}$  compared to  $T_{Bs}$  measured with AMSR-2 sensors at 11, 19 and 37 GHz in vertical polarizations. The same approach was developed in Roy *et al.* (2014) and adapted for PMW emission in boreal areas. It has been shown that the soil and vegetation contributions are strongly linked and can not be decoupled. Moreover, the two parameters  $(\omega, \sigma_s)$  have been shown to be constant in frequency in previous studies. Pellarin *et al.* (2006) have shown a  $\omega = 0.06$  for coniferous forest at 6.6 and 11 GHz and Meissner and Wentz (2010) have shown that the increase of  $\omega$  from 6.6 to 19 GHz was weak. Therefore, for each site and for each  $(\omega, \sigma_s)$  value couple (considered constant in frequency), optimal  $(\eta_v, \beta_v)$  values were optimized for each frequency (at 11, 19 and 37 GHz) in V-pol. Optimizations of  $(\eta_v, \beta_v)$  parameters have been tested in H-pol and V-pol and parameters were assumed to be constants in polarizations (not shown). These  $(\eta_v, \beta_v)$  optimizations were carried out for each couple  $(\omega, \sigma_s)$  values, which varied iteratively with a step of 0.01 (from 0.02 to 0.16) and 0.05 (from 0.01 to 1.1), respectively (Roy *et al.*, 2014).

#### 5.4.4 Data assimilation setup

As a first step, the previous study of Larue *et al.* (2018) tested the feasibility of the DA scheme in a controlled environment by using synthetic  $T_{\text{Bsnow}}$  observations, obtained by running the Crocus/DMRT-ML chain (Fig. 5.2) with one perturbed meteorological forcing data. The results showed an SWE ensemble RMSE reduced by 82% with the multi-variate assimilation of differences between  $T_{\text{Bs}}$  at 19-37 GHz and 19-11 GHz in vertical polarizations, compared to SWE ensemble RMSE without assimilation ('open loop runs'). In the present study, the same DA setup as described in Larue *et al.* (2018) was implemented except that real satellite observations were used. The observation errors are difficult to quantify due to the difference between model and observation representativeness. A poor parameterization of observation error statistics quickly leads to ensemble degeneracy, i.e. an ensemble collapsing to a unique particle. To avoid ensemble degeneracy, an inflation technique of the covariance matrix of observation errors (R matrix) is developed and implemented.

##### 5.4.4.1 DA framework

The DA scheme is a particle filter with a Sequential Importance Resampling algorithm (hereafter referred to as 'PF-SIR') that is well-documented in Van Leeuwen (2009, 2014) and Gordon *et al.* (1993) and relatively easy to implement with a snowpack model (Dechant & Moradkhani, 2011; De Lannoy *et al.*, 2012; Charrois *et al.*, 2016; Larue *et al.*, 2018). Nevertheless, it has never been used to adjust snowpack modeling with satellite observations only for hydrological applications since it required an important computational effort. This aspect is optimized by developing a new inflation technique of the covariance matrix R. The PF-SIR represents the probability density function (pdf) of the model state with an ensemble of states (called particles), which is updated when an observation is available. An ensemble approach is preferred because of the non-linearity of the system. Moreover, the particle filter approach can cope with the variable number of state variables resulting from the changing number of snow layers in Crocus. The created ensemble represents uncertainty in SWE and in  $T_{\text{B}}$  simulations due to the uncertainties of meteorological inputs (Fig. 5.2).

The daily ensemble of meteorological forcing data was created by perturbing selected GEM data (air temperature, wind speed, precipitation and short and long wave radiations) according to their respective uncertainties estimated in Larue *et al.* (2018) over six weather stations in Québec. Meteorological forcing perturbations are evolved in time following a first-order autoregressive process to simulate their realistic temporal variations (Charrois *et al.*, 2016). Precipitation, wind speed and short-wave radiations ('SW<sub>down</sub>') were perturbed by a multiplicative factor centered at 1. Perturbation boundaries were fixed at -0.9 and 0.9. The air temperature was perturbed by an additive factor, with boundaries fixed at -3 K and +3 K. Perturbed long wave radiations ('LW<sub>down</sub>') were estimated according to perturbed T<sub>air</sub> from a linear regression estimated in Larue *et al.* (2018). In order to maintain physical consistency in the simulations, SW<sub>down</sub> was limited to 200 W.m<sup>-2</sup> when there was precipitation (presence of clouds) (Charrois *et al.*, 2016). The ensemble was composed of 150 members, which was found to be adequate in Larue *et al.* (2018). Note that this ensemble method is stochastic and was chosen to be easily implemented and tested for each site, which represent independent grid-cells. Further studies would be necessary to validate the spatialization of this approach by initializing the chain of models with coherent ensemble forecasts.

The snowpack prior state  $x_t$  at time  $t$  is computed according to the updated past state of snowpack simulations at time  $t-1$  (posterior state  $x_{t-1}$ ) and to the prior perturbed meteorological forcing data  $F_t$  from time  $t-1$  to  $t$  (see Fig. 5.2). The predicted observation is computed with

$$y_t^i = h(x_t^i) \quad (10)$$

where  $y_t^i$  is T<sub>B TOA</sub> predicted from particle  $i$  ( $i=0..N$ , with  $N$  the ensemble size). The observation operator  $h$  is the  $\tau_{\text{snow}}$ -calibrated DMRT-ML model and the calibrated radiative transfer models estimating soil, atmosphere and vegetation contributions. In the analysis step, the new posterior distribution is updated by weighting each particle  $x_t^i$  according to the distance between  $y_t^i$  and the AMSR-2 T<sub>B</sub> observation. With the SIR algorithm, the pdf is resampled by duplicating particles with large weights (i.e., close to observations) and taking off those with negligible weights (far from observations). With the Arakawa procedure used here for ensemble resampling (Arakawa, 1996; same as Charrois *et al.*, 2016), a particle is

definitely selected if its weight is larger or equal to the inverse of the ensemble size ( $N=150$ ). The observation error standard deviation associated with AMSR-2 observations was assumed to be 2 K (Durand & Margulis, 2006, 2007).

Ensemble resampling considerably reduces the risk of degeneracy, but does not eliminate it. Degeneracy starts when only a few particles have significant weights. These particles are selected many times, leading to a loss of diversity of the posterior ensemble. After several assimilation steps, the ensemble quickly reduces to a single particle. Ensemble degeneracy can be detected when the number of selected particles (those with high weights) is below an effective limit number  $N_{\text{keep}}$ , here fixed at 25 as a compromise between the quality of the DA scheme and the size of the ensemble (not shown). Hence, to avoid a degeneracy problem, the weight of the 25-th selected particle ( $w_{\text{keep}}$ ) must always be larger or equal to the inverse of the ensemble size ( $N=150$ ). In this study, we developed a new technique to ensure this, which consists in the online adjustment of the observation error covariance matrix such that  $w_{\text{keep}}$  is at least equal to  $1/N$ . The rationale here is that, because the weights are nonlinear functions of the observation error covariance matrix, a larger matrix tends to flatten the distribution of weights and favours the selection of more particles. This adjustment is performed with an inflation of the initial matrix, and the detailed algorithm is provided in Appendix A. Ensemble degeneracy is often caused by extreme precipitation events resulting in very high  $T_B$  values difficult to represent with the model. The online adjustment technique mitigates the consequences of this model deficiency on the snow simulations over the rest of the season. The other side of the coin is that a “good” observation can be ruled out if the model is not able to reproduce it, thereby reducing the accuracy of the snowpack estimation.

#### 5.4.4.2 *Experimental setup*

In a first step, three DA experiments were tested over sites 1, 9 and 12 for winter 2014-2015 (Sect. 5.4.1.3) to analyze the sensitivity of the DA scheme for SWE improvements according to the assimilated frequencies: a) assimilation of the  $T_B$  differences between 19 and 37 GHz and between 19 and 11 GHz, in V-pol (referred to as ‘ $\Delta T_{B,19-37}$ ’ and ‘ $\Delta T_{B,19-11}$ ’, respectively); b) assimilation of  $\Delta T_{B,19-37}$  only; c) assimilation of the three  $T_B$ s at 11, 19 and 37 GHz in V-pol. While the DA of  $T_B$ s at 11, 19 and 37 GHz in V-pol should give the best



results since this combination of frequencies imposes more constraints, the risk of encountering a degeneracy problem is higher. The combination of both  $\Delta T_{B,19-37}$  and  $\Delta T_{B,19-11}$  is commonly used in the literature for SWE retrievals (Chang *et al.*, 1987; Tedesco *et al.*, 2004; Tedesco & Nervekar, 2010). The assimilation of the  $\Delta T_{B,19-37}$  only was also studied to analyze the sensitivity of  $T_B$  assimilation for deep snowpack when  $T_{B,37}$  saturates for a SWE up to about 150 mm (Mätzler *et al.*, 1994) and to evaluate the supply of information from 11 GHz in the assimilation of both  $\Delta T_{B,19-37}$  and  $\Delta T_{B,11-19}$  for SWE improvements. Here we used V-pol  $T_B$  because H-pol  $T_B$  is more sensitive to the stratigraphy of the snowpack and to the presence of ILs (Mätzler, 1987).

DA experiments were applied between 1 November and 1 May. To avoid wet snow conditions, the DA is not performed when a liquid water content is observed in the modeled snowpack. This variable is estimated from Crocus, driven with original meteorological forcing data. SWE were evaluated over both the dry snow period (from 1 December to 15 March) and the whole winter (when a snowpack is detected).

To quantify the performance of the DA scheme, the daily RMSEs of ensembles of simulated SWE obtained with and without the DA scheme were compared by using the Eq. (5.11),

$$RMSE_t = \sqrt{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_{sim\ i,t} - X_{Obs\ t})^2\right)} \quad (5.11)$$

where  $N$  is the ensemble size,  $X_{sim\ i,t}$  is the simulated variable from the member  $i$  at time  $t$ , and  $X_{Obs\ t}$  is the observed ground data at time  $t$ .

The best configuration of the DA scheme was then applied over the 12 sites, from 2012 to 2016. To estimate the accuracy for hydrological applications, the median of the SWE ensemble obtained with DA ( $SWE_{DA}$ ) was compared to SWE measurements. The median was used instead of the mean to reduce the potential impact of extreme perturbations. The evaluation of the DA scheme is performed by comparing  $SWE_{DA}$  RMSE and the relative percentage of error ('RPE') values to the original SWE simulations ( $SWE_{Crocus}$ ), obtained by driving Crocus with original meteorological forcing data. The relative percentage of error ('RPE') is defined as,

$$RPE = 100 \cdot \frac{|Bias|}{MEANobs} \quad (5.12),$$

and is estimated for snowpacks higher than 20 cm. The accuracy needed for hydrological applications is a SWE RPE lower than 15% (Vachon, 2009; Larue *et al.*, 2017), which is the same performance objective as the CoreH2O project and the GlobSnow2 product (Rott *et al.*, 2010; Luo *et al.*, 2014). This error threshold corresponds to a RMSE of about 45 kg m<sup>-2</sup> for a measured average Québec snowpack about 300 kg m<sup>-2</sup> of SWE. The ability to accurately estimate the annual SWE maximum (SWE<sub>max</sub>) was also studied since it is one of the most important variables for hydrological applications. It allows the amount of water stored in the snowpack before the spring snow melt to be described. To avoid extreme values, the SWE<sub>max</sub> is estimated as the average of the SWE for a time period of +/- 2 days around the detected SWE<sub>max</sub>.

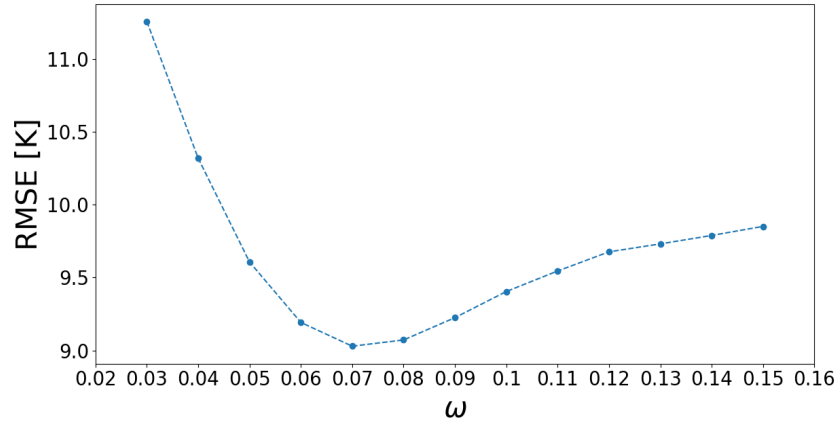
Comparing punctual data against model cells involves uncertainty due to spatial variations of the snowpack and land cover. This is a well-known problem for model validation studies and we assume here that the large number of sites and the random spatial localization of measurements within the pixels provide a useful assessment of simulations. Only snowpacks with a SWE higher than 48 kg m<sup>-2</sup> (about 20 cm of snow depth), derived from measurements, were used for model evaluation to attenuate problems of shallow snow cover variability or heterogeneity.

## 5.5 Results

### 5.5.1 Simulations of T<sub>B TOA</sub>

For each iteration of couple value ( $\omega$ ,  $\sigma_s$ ) (constant in frequency, Sect. 5.4.3.3), a couple of ( $\eta_v$ ,  $\beta_v$ ) values was calibrated at each frequency (11, 19 and 37 GHz) in V-pol according to the daily LAI. T<sub>B TOA</sub> are simulated from 2012 to 2016 and optimizations are performed over the summer period (see Sect. 5.4.3) for each site independently. The inversion is not very sensitive to  $\sigma_s$ . (not shown) and Figure 5.3 illustrates the optimal overall T<sub>B TOA</sub> RMSE between simulated and measured T<sub>B TOA</sub> for the 12 sites and for the summer period according to the  $\omega$  values. Over the summer period, an average  $\omega$  value at 0.07 and an

average  $\sigma_s$  value at 0.2 cm give best result for  $T_{B \text{ TOA}}$  simulations, with a minimum overall RMSE equal to 9.0 K for the 12 sites. For this optimal  $(\omega, \sigma_s)$  couple, the mean optimal values of the  $\eta_v$  and  $\beta_v$  factors are detailed in Table 5.3 (for unfrozen ground). If the soil is frozen, the soil contribution is constant and the  $(\sigma_s, \beta_v)$  soil parameters are given in Table 5.3. They were previously optimized over the same study area by Montpetit *et al.* (2017). A value of  $\omega=0.07$  is coherent with the literature for dense boreal forest areas (Pellarin *et al.*, 2006; Meissner and Wentz, 2010; Roy *et al.*, 2012)



**Figure 5.3.** Overall  $T_B$  RMSE (at 11, 19 and 37 GHz, for the 12 sites and for the summer period) between the simulated and measured  $T_{B \text{ TOA}}$  as a function of the values of  $\omega$ . A  $\sigma_s$  value at 0.2 cm gives the best results but  $T_B$  RMSE is not very sensitive to this variable. The parameters  $\beta_v$  and  $\eta_v$  were optimized for each  $(\omega, \sigma_s)$  couple according to the frequency used.

**Table 5.3.** Effective parameters calibrated for the 12 studied sites to quantify soil contributions  $\epsilon_{\text{surf}}$  (calibrated surface roughness ‘cal.  $\sigma_s$ ’ and calibrated polarization ratio ‘cal.  $\beta_v$ ’) and vegetation contributions (controlled by the calibrated ( $\omega$ ,  $\eta_v$ ) parameters ‘cal.  $\omega$ ’ and ‘cal.  $\eta_v$ ’ according to the daily LAI) measured at the top of the atmosphere. The parameterization of frozen ground was estimated by Montpetit *et al.* (2017).  $\epsilon_{\text{eff}}$  is the effective dielectric constant estimated with the permittivity of frozen and unfrozen soils derived from the Dobson's equations (1985). Annual and seasonal  $T_{B \text{ TOA}}$  RMSE estimated for the summer and the winter period (RMSE<sub>summer</sub> and RMSE<sub>winter</sub>) are calculated from 2012 to 2016 with the calibrated parameters.

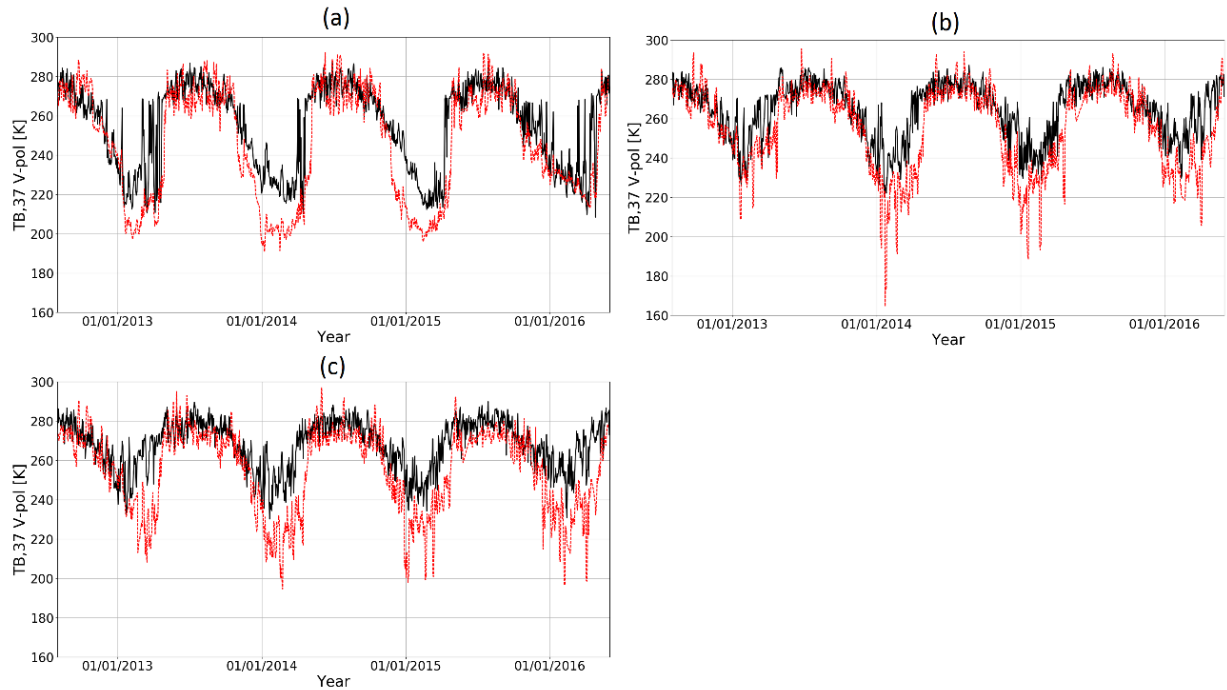
Frequency (GHz)	Frozen soil			Unfrozen soil		Cal. $\omega$	Cal. $\eta_v$	Mean RMSE <sub>summer</sub> (K)	Mean RMSE <sub>winter</sub> (K)	Mean annual RMSE (K)
	$\epsilon_{\text{eff}}$	$\sigma_s$ (cm)	$\beta_v$	Cal. $\sigma_s$ (cm)	Cal. $\beta_v$					
11	3.18- 0.006134i	0.19	1.08	0.2	0.69	0.07	0.01	8.6	7.6	8.5
19	3.42- 0.00508i		0.72		0.60		0.05	8.7	9.1	9.1
37	4.47- 0.32643i		0.42		0.67		0.23	10.1	35.2	26.8

Without optimizations, the annual mean RMSE of the original  $T_{B_s}$  simulations varies from 12.9-47.1 K for the three frequencies (not shown). With optimizations, for the summer period, the three frequencies have a similar  $T_B$  RMSE<sub>summer</sub> (8.6-10.1 K, Table 5.3) while over the winter period the  $T_{B \text{ TOA}}$  RMSE<sub>winter</sub> significantly increases at 37 GHz due to the presence of the snowpack (7.6-35.2 K). The calibrations make it possible to reduce the  $T_{B,37}$  RMSE by 12 K. Figures 5.4a, 5.4b and 5.4c show the pluri-annual  $T_{B \text{ TOA}}$  variations for Sites 12, 1 and 9, respectively, from 2012 to 2016 and at 37 GHz. At this frequency, the simulated  $T_{B \text{ TOA}}$  is strongly underestimated when a snowpack is observed. This is likely due to an overestimation of the SWE or snow grain sizes since  $T_{B,37}$  are attenuated in the snowpack as snow grains act as diffusers while the  $T_{B,19}$  and  $T_{B,11}$  are relatively not affected by snow grains (RMSE<sub>summer</sub> similar to RMSE<sub>winter</sub> at 11 and 19 GHz, Table 5.2). Simulated SWE were overestimated by 16% and 20.2% compared to SWE measurements for Sites 1 and 9, respectively, for the winter 2014-2015. The objective of  $T_B$  assimilation is to reduce these overestimations. Note that the SWE simulated at Site 12 is underestimated by 19%. The

underestimation of  $T_{B, 37}$  can also be caused by an underestimation of the vegetation contributions. This aspect is further discussed in Sect. 5.6.2.

By integrating ILs within the snowpack when the PR19 is above 0.015, the overall  $T_{B \text{ TOA}}$  RMSE at 37 GHz is reduced during the winter period and goes from 38.5 K to 35.2 K.

In winter, the overall  $T_{B \text{ TOA}}$  RMSE (all frequencies) is equal to 18.0 K from 2012 to 2016, similar to the overall RMSE estimated for the  $\tau_{\text{snow}}$ -calibrated DMRT-ML driven by in situ measurements in an open area and equal to 19.9 K compared to surface-based radiometric measurements in Québec (Larue *et al.*, 2018).



**Figure 5.4.** Pluri-annual variations of simulated  $T_{B \text{ TOA}}$  (red dotted lines) and measured  $T_{B \text{ TOA}}$  (black full lines) from 2012 to 2016 at 37 GHz in vertical polarization: (a) Site 12 ( $f_{\text{cover}}$  of 24%); (b) Site 1 ( $f_{\text{cover}}$  of 64%); (c) Site 9 ( $f_{\text{cover}}$  of 84%).

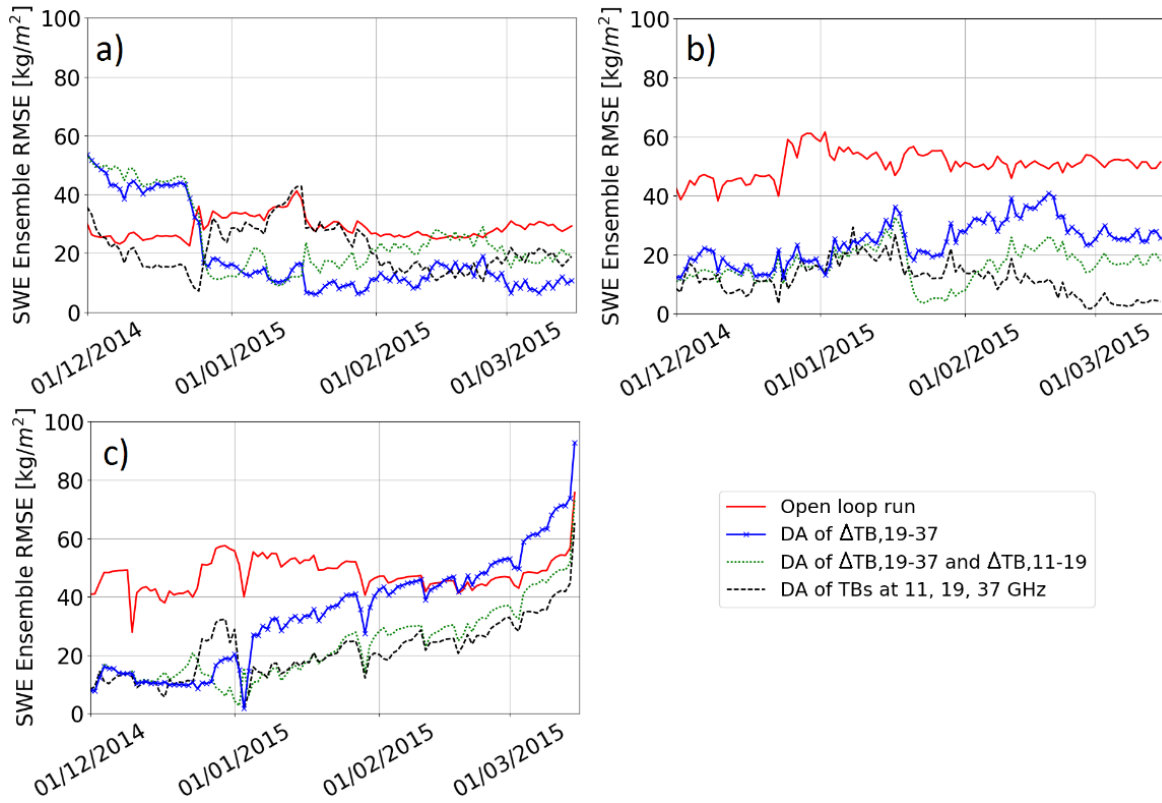
## 5.5.2 Results of AMSR-2 data assimilation (DA)

### 5.5.2.1 Data assimilation experiments

Three DA scenarios were first tested on three sites (Site 12 ( $f_{cover}$  of 24.2%), Site 1 ( $f_{cover}$  of 63.7%) and Site 9 ( $f_{cover}$  of 84.0%).) to determine the optimal data to assimilate: 1) both the  $\Delta T_{B,19-37}$  and  $\Delta T_{B,19-11}$ ; 2)  $\Delta T_{B,19-37}$  only; 3) and the three  $T_B$ s at 11, 19 and 37 GHz in V-pol. Figure 5.5 shows the daily variations of the SWE ensemble RMSE (see Eq. (5.11)) obtained without and with DA (prior and posterior estimates) according to the combination of frequencies used as observation. Table 5.4 summarizes these averaged SWE ensemble RMSEs according to the studied period (dry snow period and whole winter) for tested site.

Over these three sites and for the dry snow period, the DA reduced the overall SWE RMSE by 38.0%, 49.1% and 56.8% with scenarios 1, 2 and 3, respectively, compared to the SWE RMSE obtained with prior estimates (Table 5.4). The assimilation of the three frequencies helps to improve SWE simulations, giving the lowest RMSE compared to other scenarios. The same trend is observed over the whole winter and the assimilation of the three frequencies reduces the overall SWE ensemble RMSE by 45.6% (SWE ensemble RMSE of  $22.7 \text{ kg m}^{-2}$ ) compared to the SWE ensemble RMSE of prior estimates (SWE ensemble RMSE of  $41.7 \text{ kg m}^{-2}$ ).

In our previous work (Larue *et al.*, 2018), we have shown a reduction of 82% of the SWE ensemble RMSE by assimilating both the  $\Delta T_{B,19-37}$  and  $\Delta T_{B,19-11}$  and using synthetic observation data over a dry snow period. The differences between results using synthetic and real data in DA experiments are likely due to two aspects. Firstly, the snow model does not resolve the intra-pixel surface variability. We assumed homogeneous snow cover within the pixel in open areas, thus with no interactions between snow and vegetation. Even if we compare simulations with surface-based measurements in open areas, this could introduce large uncertainties (Roy *et al.*, 2016). Secondly, the land cover variability and heterogeneity within each pixel also induce uncertainties in the mean  $T_B$  simulation over a pixel ( $T_B$  weighted by the fraction of forest cover, see Eq. (5.2)).



**Figure 5.5.** Variations of the SWE ensemble RMSE (Eq. (5.11)) obtained with and without DA for the dry snow period (from 1 December to 15 March). The red line is the SWE ensemble RMSE obtained without DA (open loop runs), the blue line is the RMSE obtained with the DA of  $\Delta T_{B,19-37}$  only, the green dashed line the RMSE with the DA of  $\Delta T_{B,19-37}$  and  $\Delta T_{B,11-19}$ , and the black dotted line the RMSE with the DA of the three  $T_{Bs}$ . Experiments are performed for (a) Site 12; (b) Site 1; (c) Site 9, over the winter 2014-2015.

**Table 5.4.** Averaged SWE ensemble RMSE (see Eq. (5.11)) obtained with and without DA, according to the data assimilated (see Sect. 5.5.2.1) for each tested site.  $RMSE_{dry-snow}$  is the SWE ensemble RMSE obtained from 1 December to 15 March.  $RMSE_{annual}$  is estimated over the whole winter (when snowpack is detected).

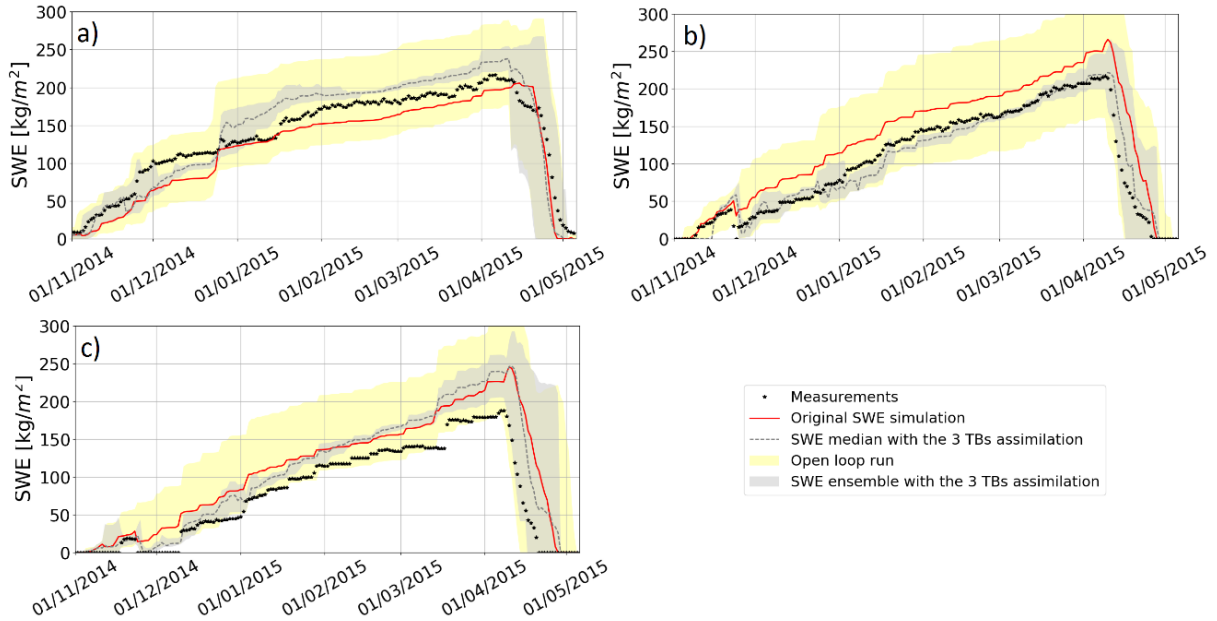
Tested sites		#1	#12	#9	Overall
$RMSE_{dry\ snow} (kg\ m^{-2})$	Without assimilation	50.7	28.6	47.8	42.4
	DA of $\Delta T_{B,19-37}$	24.4	19.2	34.1	25.9
	DA of $\Delta T_{B,19-37}$ and $\Delta T_{B,11-19}$	16.4	25.1	23.3	21.6
	DA of $T_{Bs}$ at 11, 19 and 37 GHz (V-pol)	11.8	21.5	21.7	18.3
$RMSE_{annual} (kg\ m^{-2})$	Without assimilation	47.2	28.9	48.9	41.7
	DA of $\Delta T_{B,19-37}$	24.2	23.3	42.4	30.0
	DA of $\Delta T_{B,19-37}$ and $\Delta T_{B,11-19}$	18.5	28.2	31.4	26.0
	DA of $T_{Bs}$ at 11, 19 and 37 GHz (V-pol)	15.5	23.3	29.3	22.7

Figure 5.6 illustrates the comparison between SWE measurements, the original SWE Crocus simulations ( $SWE_{Crocus}$ ) and the median of the SWE ensemble obtained with the DA of the three frequencies (referred to as ' $SWE_{DA}$ '). The yellow envelope illustrates the SWE ensemble obtained without DA (prior estimates) and shows a large ensemble spread in response to meteorological forcing uncertainties. The gray envelope is the resampled SWE ensemble (posterior estimates). SWE simulations are very sensitive to the uncertainties of meteorological forcing data at the beginning of the winter season. If an event (melting or precipitation) is missed, a constant bias on SWE estimates is kept throughout the winter. For Sites 1 and 9, the DA scheme allows the correction of these uncertainties at the beginning of the season. The SWE ensemble RMSE of posterior estimates are reduced by about  $30 \text{ kg m}^{-2}$  at the beginning of the season, compared to the RMSE of prior estimates (Fig. 5.5). For these two sites, the SWE ensemble RMSE obtained with the DA of the  $\Delta T_{B19-37}$  only increases as the snowpack becomes deeper, especially from mid-January when the snowpack becomes deeper than  $100 \text{ kg m}^{-2}$  (Fig. 5.6). The PMW signal from the snowpack at 37 GHz saturates for such deep snowpack (Mätzler *et al.*, 1982; Mätzler, 1994; De Sève *et al.*, 1997; 2007) and the assimilation of  $\Delta T_{Bv,19-37}$  only does not give enough information to significantly improve SWE retrievals. For Site 9, posterior estimates are deteriorated at the end of the season compared to prior estimates with the DA of  $\Delta T_{Bv,19-37}$ . By adding  $\Delta T_{Bv,19-11}$ , this effect is reduced but stays sensitive to the depth of the snowpack (Fig. 5.5).

Note that the gray envelope does not always include the observations (Fig. 5.6a and 5.6c). This could be due to an under-estimation of the R matrix. In the developed approach, the inflation technique of the R matrix is limited by a threshold on the  $\alpha$  factor fixed at 5 since the simulations are limited by the simplifications of physical parameters in the models and we may introduce a bias if we force them to follow the observation by perturbing meteorological forcings only. Further work is needed to quantify the model errors in order to consider it in the DA scheme and to improve the representativeness of the simulations. To represent the uncertainties about the physical processes simulated with the Crocus snow model, a new system based on snow model ensembles could be an alternative. Such an



approach was recently developed by implementing different configurations estimating the physical parameters of the Crocus snow model (ESCROC, Lafaysse *et al.*, 2017).



**Figure 5.6.** Evolution of SWE measurements (black points) and SWE simulations. The  $SWE_{Crocus}$  is the red line and the  $SWE_{DA}$  is the gray dotted line. The yellow envelope is the spread of the SWE ensemble obtained with open loop runs (prior estimates). The gray envelope is the spread of the SWE ensemble obtained with the assimilation of the three frequencies (posterior estimates). Both spreads are delimited by the 5<sup>th</sup> and the 95<sup>th</sup> percentiles. Experiments are computed for (a) Site 12, (b) Site 1, (c) Site 9, over the winter 2014-2015.

#### 5.5.2.2 Results of $T_B$ assimilation using the three frequencies

The median of the resampled ensemble of SWE obtained with the DA of the three frequencies ( $SWE_{DA}$ ) is used to estimate the global performance of the DA scheme for SWE improvements. Performance is estimated for SWE higher than  $48 \text{ kg m}^{-2}$  (Sect. 5.4.4.2). Table 5.5 details the statistical performance of simulated  $SWE_{DA}$  compared to measurements and to the original SWE Crocus simulations ( $SWE_{Crocus}$ ) over the 12 studied sites from 2012 to 2016. To analyse the impact of the vegetation, results are separated according to the fraction of  $f_{cover}$  (Table 5.5): moderate  $f_{cover}$  ( $f_{cover} < 75\%$ , 10 sites) and high  $f_{cover}$  ( $f_{cover} > 75\%$ , 2 sites) (see Table 5.2 for  $f_{cover}$  site information). Figure 5.7 compares the  $SWE_{DA}$ ,  $SWE_{Crocus}$  and

SWE measurements ( $SWE_{obs}$ ) from 2012 to 2016 for four sites with different  $f_{cover}$  taken as an example: Site 5 ( $f_{cover} = 31.5\%$ ), 10 ( $f_{cover} = 61.8\%$ ), 1 ( $f_{cover} = 63.7\%$ ) and 9 ( $f_{cover} = 84.0\%$ ). In this section, we first analyze the overall SWE improvements obtained with  $T_B$  assimilation compared to original simulations. To have an idea of the impact of the DA scheme, the mean bias of SWE and  $SWE_{max}$  retrieval obtained without and with assimilation are compared and the impact of the vegetation on the quality of the DA scheme is discussed.

- Overall SWE improvements compared to original Crocus simulations

The overall  $SWE_{Crocus}$  RMSE, bias and RPE are of  $45.0 \text{ kg m}^{-2}$ ,  $23.6 \text{ kg m}^{-2}$  and 22.1%, respectively (Table 5.5). In comparison, the overall  $SWE_{DA}$  RMSE, bias and RPE are improved and equal to  $43.1 \text{ kg m}^{-2}$ ,  $6.9 \text{ kg m}^{-2}$  and 18.5%, respectively. The overall bias is reduced by  $17 \text{ kg m}^{-2}$  (72% of  $SWE_{Crocus}$  bias) with the DA scheme. The DA of the three frequencies thus helps to improve SWE estimates over Québec. Moreover, the correlation between  $SWE_{DA}$  simulations with SWE measurements gives a coefficient  $r$  of 0.79 and an offset of 10, better than those obtained with  $SWE_{Crocus}$  simulations ( $r = 0.78$ , offset = 29). We analysed the number of cases with significant improvements for the total of 43 simulations studied (10 sites from 2012 to 2016, Site 11 from 2015 to 2016 and Site 12 from 2014 to 2016) by considering a 5% threshold on the bias and RMSE differences before and after assimilation. The  $SWE_{DA}$  bias is significantly reduced for 25 winters (58% of cases) compared to original SWE simulations. However, the RMSE is significantly improved for only 26% of simulations, and in 49% of cases, RMSEs are similar.

- Evaluation of  $SWE_{max}$  performances

The mean observed  $SWE_{max}$  is equal to  $235.6 \text{ kg m}^{-2}$  from 2012 to 2016, and the mean simulated  $SWE_{max}$  is equal to  $278.3 \text{ kg m}^{-2}$  and  $264.6 \text{ kg m}^{-2}$  without and with the assimilation, respectively. Compared to original SWE simulations, the DA scheme improves 62% of  $SWE_{max}$  simulations with an overall improvement of  $13.6 \text{ kg m}^{-2}$ , corresponding to 9% of SWE measurements (Table 5.5). Such an uncertainty extended over the whole territory could have a strong impact, considering that 1 mm of SWE in the LG watershed could represent \$1M in hydroelectric power production (Brown & Tapsoba, 2007).

- SWE accuracy for sites according to the  $f_{cover}$  :

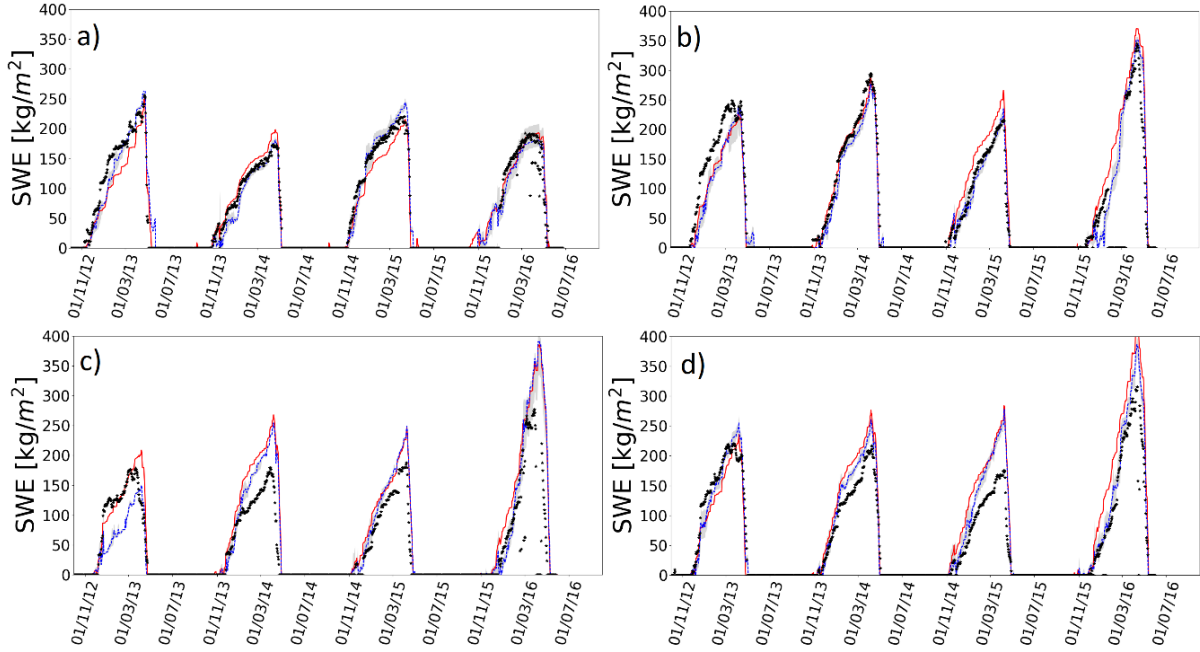
The overall RPE obtained with the DA scheme is below 15% (RPE=14.6%) for sites with an  $f_{cover}$  below 75% (Table 5.5), which is the accuracy required for hydrological applications (Larue *et al.*, 2017). Hence, the accuracy of SWE<sub>DA</sub> retrievals, obtained without the use of any surface-based data, are very encouraging for hydrological needs in remote areas. In comparison, the GlobSnow-2 SWE product (Takala *et al.*, 2011), which assimilates both  $T_{Bs}$  and in situ snow depths, has a SWE RMSE equal to  $94.1 \pm 20.3 \text{ kg m}^{-2}$  over the same area in Québec (Larue *et al.*, 2017), twice the uncertainty of SWE<sub>DA</sub>. Figures 5.7a and 5.7b (Sites 5 and 1) show that for a single site original SWE<sub>Crocus</sub> simulation works well for some years but can be underestimated or overestimated over other years. The DA scheme allows a more stable solution when the overall  $f_{cover}$  is under 75% (not the case for Site 9, for example).

Nevertheless, even if the overall RMSE is improved, the DA scheme does not help to improve SWE estimates for sites with an  $f_{cover}$  above 75% (RMSE of  $58.8 \text{ kg m}^{-2}$ ) compared to original SWE simulations (RMSE of  $55.8 \text{ kg m}^{-2}$ ). The presence of vegetation is a major source of uncertainty in  $T_{B\ TOA}$  simulations. The emission of the trees is superimposed on the signal emitted by the underlying snowpack and increases the  $T_B$  measured at the satellite level (Chang *et al.*, 1996, Brown *et al.*, 2003). At same time, the canopy also attenuates the surface emission toward the satellite. These contributions are complex to quantify since it depends not only on the tree fraction within the pixel but also on the tree species and states which emit/attenuate a different PMW signal depending on their biomass (liquid water content), volume and structure (stem, leaf, trunk) (Franklin, 1987). Also, the presence of trees modifies snow accumulation on the ground, depending on interception, shade and sublimation effects (Dutra *et al.*, 2011, Wang *et al.*, 2009), which increases the spatial variability of the snowpack within the same pixel. These interactions between the vegetation and the snowpack are not taken into account with Crocus and it might induce uncertainties due to model errors. Note that SWE sensors are mostly installed in clearings, which reduces this impact in comparisons against surface-based measurements.

Kwon *et al.* (2016) used a similar snow radiance assimilation system to correct SD by updating the Community Land Model, version 4 (CLM4), snow/soil states and radiative transfer model (RTM) with the assimilation of the 19 and 37 GHz of AMSR-E. Over North America, it produced significant improvements of SD for tundra type, but also produced degradations for taiga snow class and forest land cover (7.1% and 7.3% degradations, respectively). In the present study, the use of a multi-layer snowpack model makes it possible to well represent PMW emission from the snowpack with DMRT-ML, and to improve overall snowpack simulations with  $T_B$  assimilation in boreal areas when the  $f_{cover}$  is below 75%. Kwon *et al.* (2017) obtained better results for areas with a high  $f_{cover}$  in comparison to their previous study (Kwon *et al.*, 2016) over North America by using the vegetation parameter  $\omega$  as a free variable in the DA scheme, instead of pre-calibrating it as we chose to do. This aspect is further discussed in Sect. 5.6.2.

**Table 5.5.** Averaged SWE RMSE, bias and RPE (Eq. (5.12)) over the 12 studied sites from 2012 to 2016 for original SWE simulation ( $SWE_{Crocus}$ ) and assimilated  $SWE_{DA}$ . Statistical performances were estimated for  $SWE_{obs} > 48 \text{ kg m}^{-2}$  (snow depth higher than  $\sim 20$  cm).  $\overline{SWE_{obs}}$  and  $\overline{SWE_{sim}}$  are the averaged observed and simulated SWE, respectively.

	$\overline{SWE_{obs}}$	$SWE_{Crocus}$				$SWE_{DA}$ with the DA of the three frequencies			
		RMSE ( $\text{kg.m}^{-2}$ )	Bias ( $\text{kg.m}^{-2}$ )	RPE (%)	$\overline{SWE_{sim}}$	RMSE ( $\text{kg.m}^{-2}$ )	Bias ( $\text{kg.m}^{-2}$ )	RPE (%)	$\overline{SWE_{sim}}$
$f_{cover} < 75\%$	164.4	42.5	19.4	19.5	183.8	39.5	0.7	14.6	165.1
$f_{cover} > 75\%$	126.3	55.8	42.2	33.3	168.5	58.8	33.7	35.8	159.9
Mean	157.3	45.0	23.7	22.1	181.0	43.1	6.9	18.5	164.2



**Figure 5.7.** Evolution of SWE measurements (black points), original SWE simulations (red full line), and the median of the SWE ensemble obtained with the DA of the three frequencies ( $SWE_{DA}$ ) (blue dotted line). The gray envelope is the spread of the  $SWE_{DA}$  ensemble (posterior estimates). Experiments are computed for (a) Site 5 ( $f_{cover} = 31.5\%$ ), (b) Site 1 ( $f_{cover} = 63.7\%$ ), (c) Site 9 ( $f_{cover} = 84\%$ ), d) Site 10 ( $f_{cover} = 61.8\%$ ), from 2012 to 2016.

## 5.6 Discussion

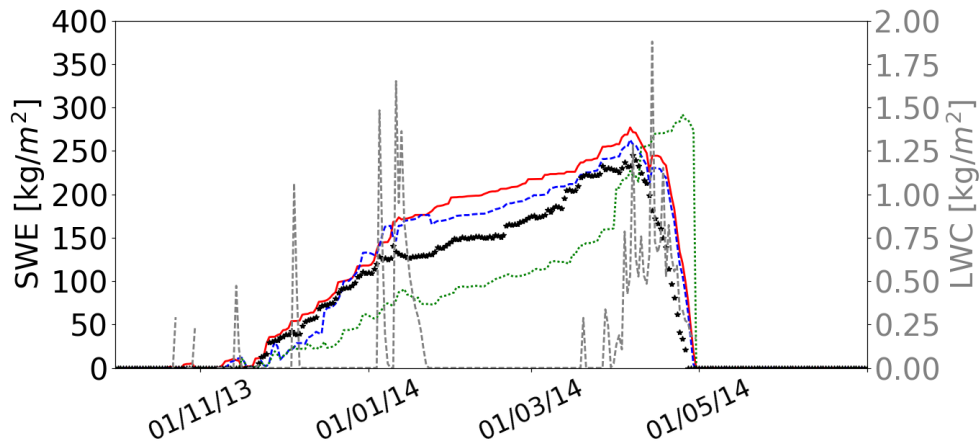
In this section, we discuss a) the sensitivity of wet snow conditions for  $T_B$  assimilation, b) the impact of using the forest parameter  $\omega$  and snow microstructure (snow stickiness parameter  $\tau_{snow}$ ) as free variables in the DA scheme, and c) the percentage of surface, vegetation and atmospheric contributions in the PMW signal measured by satellite sensors.

### 5.6.1 Wet snow conditions

In wet snow conditions, water droplets act as emission sources (especially at frequencies above 30 GHz), and the snowpack becomes close to a black body (Brucker *et al.*, 2011; Picard *et al.*, 2013; Klehmet *et al.*, 2013). The PMW observations are thus complex to use for SWE retrievals, especially at the end of the season before the spring snow melt

when the SWE is maximal. Figure 5.8 illustrates the  $SWE_{DA}$  obtained with the DA of the three frequencies applied over the whole winter and when the snow is dry only ( $LWC=0 \text{ kg m}^{-2}$ ), for Site 3 (winter 2013/2014). SWE estimates are strongly deteriorated when  $T_B$  assimilation is performed in wet snow conditions. For this example, the  $SWE_{DA}$  RMSE is equal to  $31.1 \text{ kg m}^{-2}$  with a DA performed over the dry snow period only and significantly increases to  $70.2 \text{ kg m}^{-2}$  by assimilating  $T_B$ s over the whole winter (dry and wet snow conditions).

Here we used the Liquid Water Content (LWC) simulated by the Crocus model to detect wet and dry snow. This variable is subject to model errors and is linked to the original atmospheric forcing data. Further studies are needed to automatically detect wet snow events by using direct satellite observations. Previous studies have shown the potential to use the gradient ratio ( $GR = T_{B,37} - T_{B,19} / T_{B,37} + T_{B,19}$ ) to detect Rain-on-snow events in arctic areas (Langlois *et al.*, 2016; Dolant *et al.*, 2017) and this approach should be investigated for boreal forest areas in further work to improve the quality of the DA scheme for SWE improvements. The use of active microwave observations is also a promising approach with a good spatial resolution (Roy *et al.*, 2010).



**Figure 5.8.** Evolutions of measured SWE (black points) for Site 3 from 2013 to 2014, original SWE Crocus simulation (red full line), and  $SWE_{DA}$  obtained with a DA of the three frequencies applied for the entire winter (green dotted line) and when  $LWC=0$  only (blue full line). The simulated total Liquid Water Content (LWC) in the snowpack (dotted gray lines) is also shown.

### 5.6.2 Snow stickiness ( $\tau_{\text{snow}}$ ) and forest parameter $\omega$ as free variables

The quality of the PMW DA scheme could strongly depend upon the choice of the state variables. In this study, we chose to pre-calibrate forest and soil parameters and to use a constant snow stickiness parameter ( $\tau_{\text{snow}}$ ) fixed at 0.17 (Larue *et al.*, 2018). The forest parameter  $\omega$  strongly affects the PMW emission from the vegetation, which can represent more than 60% of the signal measured by satellite sensors (see Sect. 5.6.3). Kwon *et al.* (2017) has shown that the contribution of  $T_{\text{B veg}}$  to  $T_{\text{B TOA}}$  was better represented by considering  $\omega$  in the DA scheme, and improvements in the resulting SD were evident for the forest land-cover type (about 5% with DMRT-ML). Table 5.6 shows the statistical performances of  $\text{SWE}_{\text{DA}}$  obtained by considering  $\omega$  and  $\tau_{\text{snow}}$  as free variables in our DA scheme (' $\text{SWE}_{\text{DA}, \omega, \tau_{\text{snow}}}$ ') over the 12 studied sites from 2012 to 2016. The  $\omega$  parameter was perturbed with Gaussian noise, centered on 0.07 (as calibrated) with a standard deviation of 0.02 and bounded by 0.05 and 0.12 (reasonable range of  $T_{\text{B TOA}}$  RMSE values, Fig. 5.3). The snow stickiness parameter was perturbed by Gaussian noise, centered on 0.17, with a standard deviation of 0.15 and bounded by 0.1 and 0.46. These limits correspond to the range of  $\tau_{\text{snow}}$  values extracted from Larue *et al.* (2018) over the same study area. The ensemble size was kept to 150 members in the DA experiment.

**Table 5.6.** Same as Table 5.5 but using the forest parameter  $\omega$  and the snow stickiness parameter ( $\tau_{\text{snow}}$ ) as free variables in the DA scheme to improve SWE retrievals ( $\text{SWE}_{\text{DA}, \omega, \tau_{\text{snow}}}$ ).

	$\overline{\text{SWE}_{\text{obs}}}$	$\text{SWE}_{\text{DA}, \omega, \tau_{\text{snow}}}$ with the DA of the three frequencies			
		RMSE ( $\text{kg m}^{-2}$ )	Bias ( $\text{kg m}^{-2}$ )	RPE (%)	$\overline{\text{SWE}_{\text{sim}}}$
$f_{\text{cover}} < 75\%$	164.4	47.2	-13.9	21.6	150.5
$f_{\text{cover}} > 75\%$	126.3	48.4	17.4	26.3	143.7
Mean	157.3	47.4	-8.1	22.4	149.2

The overall  $\text{SWE}_{\text{DA}, \omega, \tau_{\text{snow}}}$  RMSE, bias and RPE are equal to  $47.4 \text{ kg m}^{-2}$ ,  $-8.1 \text{ kg m}^{-2}$  and 22.4%, respectively, very close to the statistical performances of the original  $\text{SWE}_{\text{Crocus}}$  simulations. The use of  $\omega$  and  $\tau_{\text{snow}}$  as free variables in the DA scheme does not help to improve  $\text{SWE}_{\text{Crocus}}$  simulations for sites with an  $f_{\text{cover}}$  below 75%, but the bias is significantly

reduced for sites with an  $f_{cover}$  above 75% (17.4 kg m<sup>-2</sup>, or 11% of SWE measurements). In addition, the simulated SWE<sub>max</sub> is improved for 86% of the 43 simulations (37 cases), with a reduction of the SWE<sub>max</sub> bias of 36.2 kg m<sup>-2</sup> (23% of SWE measurements) compared to the original SWE<sub>Crocus</sub> simulation.

We chose to use pre-calibrated parameters because the parameters  $\omega$  and  $\tau_{snow}$  were not measurable and could not be directly validated. Furthermore, if we add parameters to the state variables, a larger ensemble size in the DA scheme would be needed to improve the representativeness of  $T_B$  uncertainties and to ensure the solution's stability (or at least to prevent a degeneracy problem). The ensemble size was kept to 150 here but this DA experiment should produce improved results with a larger ensemble size. Nevertheless, this would require a significant computational effort. This study is a preliminary step of a PMW DA implementation for operational hydrological applications, so there was a need to limit computing time. These results suggest that the developed approach using pre-calibrated  $\omega$  and  $\tau_{snow}$  parameters helps to improve the retrievals for sites with an  $f_{cover}$  below 75%, and the use of  $\omega$  and  $\tau_{snow}$  parameters as free variables in the DA scheme should be investigated in further work for sites with more than 75% forest cover.

### 5.6.3 Land cover contributions within the simulated $T_{B\ TOA}$

To properly assimilate PMW satellite observations, all contributions that affect the observed signal need to be well identified and quantified. The estimation of  $T_{B\ TOA}$  (see Eq. (5.5) and (5.6)) can be written as the sum of the PMW contributions of the open surface ( $T_{B\ surf}$ ), vegetation ( $T_{B\ veg}$ ) and atmosphere ( $T_{B\ atm}$ ) according to the fraction of forest ( $f_{cover}$ , estimated with the LAI as in Eq. (5.2) and (5.3)) and open area ( $1 - f_{cover}$ ) with the Eq. (5.13), (5.14) and (5.15) as,

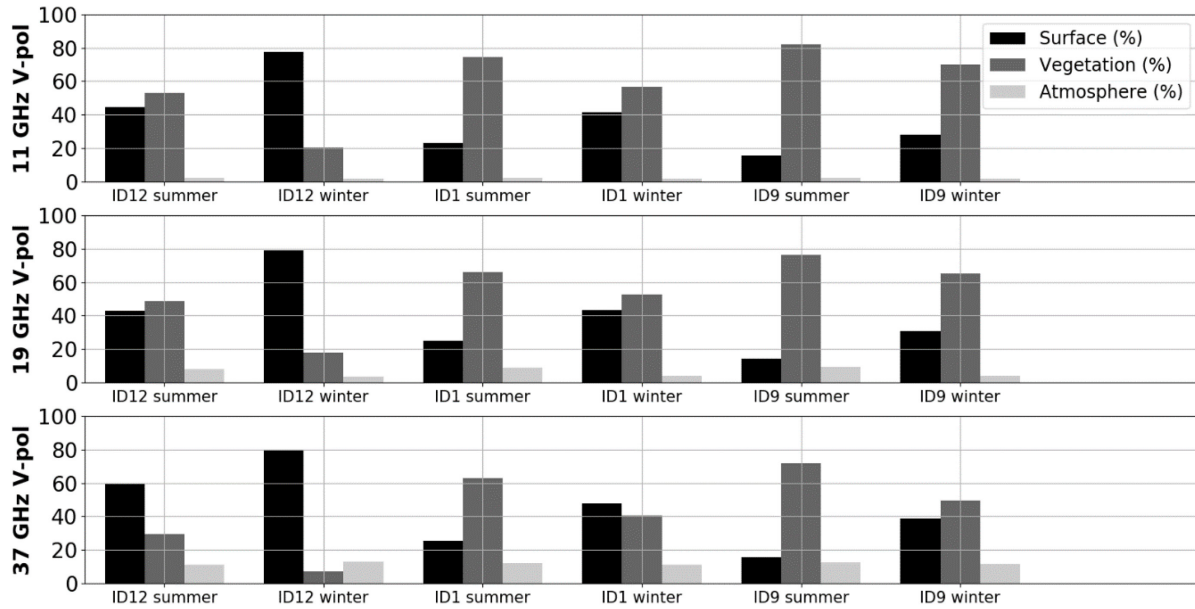
$$T_{B\ veg} = f_{cover} \cdot [(1 - \omega) \cdot (1 - \gamma_v) \cdot T_{veg} + \gamma_v \cdot (1 - e_{surf}) \cdot (1 - \omega) \cdot (1 - \gamma_v) \cdot T_{veg}] \cdot \gamma_{atm} \quad (5.13)$$

$$T_{B\ surf} = f_{cover} \cdot [\gamma_v \cdot e_{surf} \cdot T_{surf}] \cdot \gamma_{atm} + (1 - f_{cover}) \cdot [e_{surf} \cdot T_{surf}] \cdot \gamma_{atm} \quad (5.14)$$



$$T_{B\ atm} = f_{cover} \cdot \left( \left[ (1 - e_{surf}) \cdot \gamma_v^2 \cdot T_{B\ atm\downarrow} + (1 - \gamma_v) \cdot \omega \cdot T_{B\ atm\downarrow} \right] \cdot \gamma_{atm} + T_{B\ atm\uparrow} \right) + (1 - f_{cover}) \cdot \left( (1 - e_{surf}) \cdot T_{B\ atm\downarrow} \cdot \gamma_{atm} + T_{B\ atm\uparrow} \right) \quad (5.15)$$

Figure 5.9 illustrates the percentage of each contribution at 11, 19 and 37 GHz in V-pol from 2012 to 2016, for the summer and for the winter periods (defined when a snowpack is detected) for Site 12 ( $f_{cover}$  of 24.2%), Site 1 ( $f_{cover}$  of 63.7%) and Site 9 ( $f_{cover}$  of 84.0%). The percentages of each contribution are similar at 11 and 19 GHz. The contributions from the atmosphere are weak. As expected for all frequencies, the surface contributions increase for the winter period, while the vegetation contributions decrease as the LAI decreases, especially at 37 GHz. For Site 12, the surface contributions represent more than 80% of the PMW signal in winter when the vegetation contributions represent less than 10% of the PMW signal (same magnitude as atmosphere contributions). For Site 1, the surface and the vegetation contributions are similar in winter (40-55%) whereas the vegetation contributions were more than 60% of the PMW signal in summer. For Site 9, the vegetation contributions remain the main contribution to the PMW signal in comparison to the surface contributions, even in winter (50-70% of the PMW signal for 37-10 GHz). In this dense boreal forest area, the measured snowpack emission represents less than 30% of the measured signal and SWE improvements using only  $T_B$  observations is challenging. This high vegetation contribution (emission and attenuation) explain why the developed DA scheme does not succeed to significantly improve SWE estimates for these sites with a  $f_{cover}$  up to 75%.



**Figure 5.9.** Percentage of surface (black), vegetation (dark gray) and atmosphere (light gray) contributions to the simulated PMW signal at the top of the atmosphere at the three frequencies 11 (top), 19 (middle) and 37 (bottom) GHz. ID12, ID1 and ID9 are site 12 ( $f_{cover}$  of 24.2%), 1 ( $f_{cover}$  of 63.7%) and 9 ( $f_{cover}$  of 84.0%), respectively. Summer and winter periods are defined when snowpack is observed or not.

## 5.7 Summary and conclusion

An ensemble data assimilation (DA) scheme was implemented in a calibrated chain of models (Crocus/DMRT-ML, soil, vegetation and atmosphere radiative transfer models) to improve SWE estimates by updating forcing data and snowpack states with the assimilation of AMSR-2 satellite observations. The developed approach does not use any surface-based data and was tested over a boreal area in Québec (Eastern Canada). The proposed DA scheme is a particle filter with a resampled SIR algorithm, using an inflation technique of the R matrix to avoid degeneracy problems. The multi-layer snowpack model Crocus, coupled to the surface land model ISBA, was used to simulate the evolution of the snowpack. The DMRT-ML, the  $(\omega-\tau_{opt})$  model, an atmospheric model and the WM99 radiative transfer model were calibrated to simulate the PMW contributions from the snowpack, the vegetation and the soil, respectively, at the top of the atmosphere. The DA scheme was performed over 12 sites from

2012 to 2016, only in the presence of dry snow. Ice lenses were detected and integrated in the snowpack by using a thresholding approach on the polarization ratio at 11 GHz. The study shows:

- 1-  $T_{B\ TOA}$  can be well simulated with the developed chain of models. By calibrating soil and forest parameters ( $\omega=0.07$  and  $\sigma_s=0.2$  cm), the overall  $T_{B\ TOA}$  RMSE (all frequencies) is equal to 18.0 K from 2012 to 2016 over the winter period. This RMSE is similar to the overall RMSE estimated for the  $\tau_{snow}$ -calibrated DMRT-ML driven by in situ measurements in an open area (19.9 K compared to surface-based radiometric measurements in Québec (Larue *et al.*, 2018)).
- 2- The assimilation of  $T_{Bs}$  at 11, 19 and 37 GHz (V-pol) improves the SWE retrievals compared to the assimilation of  $\Delta T_{B\ 19-37}$  only (sensitive to snowpack depth) or to the assimilation of both  $\Delta T_{B\ 19-37}$  and  $\Delta T_{B\ 11-19}$ . The SWE RMSE of posterior estimates is reduced by 45.6% over the whole winter compared to the SWE RMSE of prior estimates (open loop runs).
- 3- By using calibrated  $\omega$  and  $\tau_{snow}$  parameters in the DA scheme, the overall bias (for 12 sites from 2012 to 2016) of the original  $SWE_{Crocus}$  simulations is significantly reduced by assimilating  $T_{Bs}$  at 11, 19 and 37 GHz (from 22.1 kg m<sup>-2</sup> to 6.9 kg m<sup>-2</sup>). The bias on  $SWE_{max}$  is reduced by 13.6 kg m<sup>-2</sup> (9% of SWE measurements). The overall RPE goes from 22.1% to 18.5%, which is close to the range of accuracy needed for hydrological applications (SWE RPE < 15%). This accuracy is achieved with the  $T_B$  assimilation for sites with a  $f_{cover}$  below 75%.

Even with the difficulties associated with quantifying all the different factors that contribute to the PMW signal measured by satellite sensors in remote boreal areas (canopy, ice crust, frozen ground / unfrozen, presence of lakes, moisture in the snow, topography, etc.) (Kelly *et al.*, 2003, Koenig & Forster, 2004), and even when vegetation contributions are 50% of the PMW signal, the implementation of a DA scheme in a well-calibrated chain of models allows to reduce SWE uncertainties without using any surface-based data. This assimilation scheme can be easily implemented in an operational system using real satellite-

borne observations, despite the relatively significant computing time required. This research opens the way for global applications to obtain more accurate SWE estimates over large and remote areas where few meteorological weather stations are present.

**Data availability.** The daily SWE data provided by Hydro-Québec are used for hydrological purposes and are not available to the public due to legal constraints on the data's availability. The SWE data, SD data and field campaign measurements provided by the University of Sherbrooke will soon be available on the GRIMP snow group website <http://www.grimp.ca/data/>. Meteorological GEM data are freely available on the Government of Canada's website [https://weather.gc.ca/grib/grib2\\_reg\\_10km\\_e.html](https://weather.gc.ca/grib/grib2_reg_10km_e.html). Other data used are listed in the references.

**Competing interests.** The authors declare that they have no conflict of interest.

**Acknowledgements.** The authors would like to thank the data providers: Hydro-Québec, Environment Canada (CMC-ECCC) and the University of Laval. This project was supported by financial contributions from NSERC, Canada, FRQ-NT and MITACS Québec, and the CFQCU France-Québec collaboration program.

## **Appendix A: Online adjustment of the observation error covariance matrix $R$**

Online adjustment of covariance matrices in data assimilation is quite a common approach with the Ensemble Kalman filter (Dee, 1995; Miyoshi, 2001, Brankart *et al.*, 2010, 2011) but not with the particle filter. However, in many implementations of the particle filter, the measurement pdf is considered Gaussian, so that the particle weights are computed using the observation error covariance matrix  $R$ . This matrix can therefore also be subject to adjustment in the context of the particle filter. Online adjustment can be and is often

performed by tuning a simple inflation of the initial covariance matrix. This is the approach chosen here.

Noting  $\delta_i = y - h(x_i)$  the innovation for particle  $i$ , the weight of this particle is

$$\widetilde{w}_i = \frac{w_i}{\sum_j w_j} \quad (A1)$$

where

$$w_i = \exp\left(-\frac{1}{2}\delta_i^T R^{-1}\delta_i\right) \quad (A2)$$

An inflation of matrix  $R$  by a factor  $1/\alpha$  (larger than 1) can be interpreted as an exponent  $\alpha$  (smaller than 1) to  $w_i$ . Because the weights  $\sim w_i$  are nonlinear functions of  $R$ , inflating  $R$  tends to flatten their distribution. Online adjustment consists in finding a value for  $\alpha$  that flattens the distribution of weights to the point where  $N_{\text{keep}}$  particles are selected with certainty,  $N_{\text{keep}}$  being a number to be prescribed. The number  $N_{\text{keep}}$  being fixed, if the resampling step is performed using Arakawa's procedure (Arakawa, 1996), the weight of the  $N_{\text{keep}}$ -th particle to be selected,  $\widetilde{w}_{\text{keep}}$ , must become equal to  $\widetilde{w}_{\text{ref}} = 1/N_{\text{keep}}$ . Consequently,

$$\widetilde{w}_{\text{keep}} = \frac{(w_{\text{keep}})^\alpha}{\sum_j (w_j)^\alpha} = \widetilde{w}_{\text{ref}} \quad (A3)$$

or, written differently after taking the logarithm:

$$\alpha = \left(\log(\widetilde{w}_{\text{ref}}) + \log\left(\sum_i (w_j)^\alpha\right)\right) / \log(w_{\text{keep}}) \quad (A4)$$

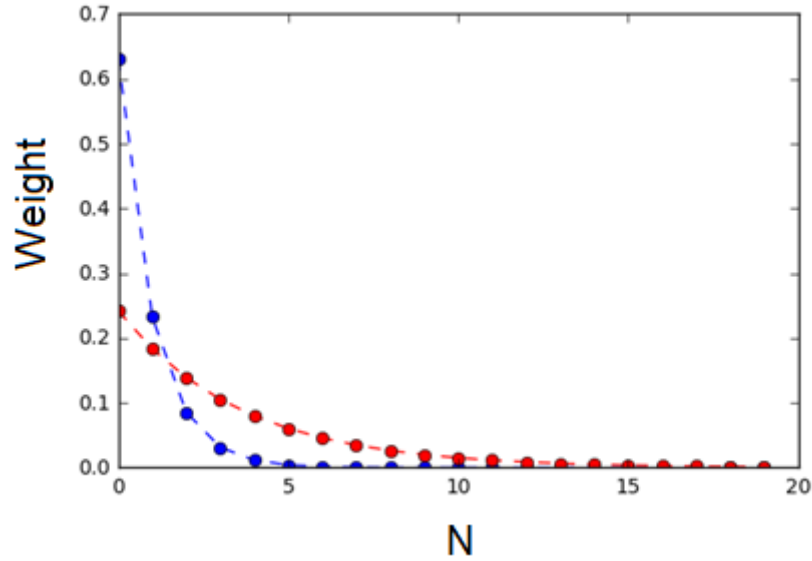
This equation for  $\alpha$  is not solvable analytically. Instead, we find  $\alpha$  after the convergence of the series:

$$\alpha_n = \left(\log(\widetilde{w}_{\text{ref}}) + \log\left(\sum_i w_j^{\alpha_{n-1}}\right)\right) / \log(w_{\text{keep}}) \quad (A5)$$

The result of this adjustment is illustrated in Figure 5.10. The blue dots show the first 20 weights of a sorted distribution for an ensemble of 50 particles strongly prone to degeneracy: only 4 particles have a weight larger than  $1/50 = 0.02$ . The minimum number of particles to be selected is fixed to  $N_{\text{keep}} = 10$ . After the adjustment procedure, the identified inflation

factor for matrix  $R$  is 3.6 ( $\alpha = 0.277$ ) and the weight  $we_{keep}$  of the 10<sup>th</sup> particle is exactly equal to 0.02.

Obviously, this procedure is used only if the number of selected particles is below the  $N_{keep}$  threshold with the initial weights.



**Figure 5.10.** Weight distribution of the first 20 weights of a sorted distribution for an ensemble of 50 particles: distribution before the adjustment (blue dotted points), showing a degeneracy problem, and distribution after the adjustment procedure (red dotted points), where weight distribution is ‘flattened’ and significant weights are distributed around  $N_{keep}$  particles (10 particles for this example).

## References

- Arulampalam, M.S., Maskell, S., Gordon, N., Clapp, T.: A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking. *IEEE Transactions on Signal Processing* 50 (2), 174–188, 2002.
- Borghese, F., Denti, P., and Saija, R.: Scattering from model nonspherical particles theory and applications to environmental physics, Springer, Berlin, New York, available at: <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&scope=site&db=nlebk&db=nlabk&AN=255898>, 2007.

- Brown, R. D., B. Brasnett, and D. Robinson: Gridded North American monthly snow depth and snow water equivalent for GCM evaluation. *Atmos.–Ocean*, 41, 1–14, doi:10.3137/ao.410101, 2003.
- Brucker L., A. Royer, G. Picard, A. Langlois, M. Fily: Hourly simulations of the microwave brightness temperature of seasonal snow in Quebec, Canada, using a coupled snow evolution-emission model. *Rem. Sens. of Enviro.* 115, 1966–1977, 2011.
- Brun, E., Martin. E., Simon. V., Gendre. C., and Coleou. C.: An energy and mass model of snow cover suitable for operational avalanche forecasting. *The Journal of Glaciology*. 35. 333–342, 1989.
- Brun, E., David. P., Sudul. M., and Brunot. G.: A numerical model to simulate snow cover stratigraphy for operational avalanche forecasting. *J. Glaciol.*, 38. 13–22, 1992.
- Carmagnola, C. M., Morin. S., Lafaysse. M., Domine. F., Lesaffre. B., Lejeune. Y., Picard. G., and Arnaud. L.: Implementation and evaluation of prognostic representations of the optical diameter of snow in the SURFEX/ISBA-Crocus detailed snowpack model. *The Cryosphere*. 8. 417–437. doi:10.5194/tc-8-417-2014, 2014.
- Cavalieri, D. J., Gloersen, P., and Campbell, W, J.: Determination of sea ice parameters with the Nimbus 7 SMMR. *J. Geophys. Res.* 89:5355–5369, 1984.
- Chang, A.T.C., J. L. Foster, and D. K. Hall: Nimbus-7 derived global snow cover parameters. *Ann. Glaciol.*, 9, 39–44, 1987.
- Chang, A. T. C. J. L. Foster. and D. K. Hall: Effects of forest on the snow parameters derived from microwave measurements during the BOREAS winter field campaign. *Hydrol. Processes*. 10. 1565–1574, 1996.
- Charrois, L., Cosme. E., Dumont. M., Lafaysse. M., Morin. S., Libois. Q., and Picard. G.: On the assimilation of optical reflectances and snow depth observations into a detailed snowpack model. *The Cryosphere*. 10. 1021–1038. doi:10.5194/tc-10-1021-2016, 2016.
- Choquette Y., Lavigne. P., Nadeau. M., Ducharme. P., Martin. J. P., Houdayer. A., and Rogoza. J.: GMON, a new sensor for snow water equivalent via gamma monitoring. *Proceedings Whistler 2008 International Snow Science Workshop*. 21–27 September 2008. Whistler. B.C, 2008.
- Côté, J., S. Gravel. A. Méthot. A. Patoine. M. Roch. and A. Staniforth: The operational CMC-MRB Global Environmental Multiscale model: Part I - Design considerations and formulation. *Monthly Weather Review*. 126. 1373–1395, 1998.
- DeChant C. and H. Moradkhani: Radiance data assimilation for operational snow and streamflow forecasting. *Adv. Water Resou*, 34(3). 351–364, 2011.
- Decharme, B., Boone. A., Delire. C., and Noilhan. J.: Local evaluation of the Interaction between Soil Bio- sphere Atmosphere soil multilayer diffusion scheme using four

- pedotransfer functions. *J. Geophys. Res.*, 116(D20). DOI: 10.1029/2011JD016002, 2011.
- De Lannoy, G.J.M., R. Reichle, P. Houser, K. Arsenault, N. Verhoest, and V. Pauwels: Satellite-Scale Snow Water Equivalent Assimilation into a High-Resolution Land Surface Model. *J. Hydrometeorol.*, 11, 352-369. doi:10.1175/2009JHM1192.1, 2010.
- De Lannoy, G. J. M., R. H. Reichle, K. R. Arsenault, P. R. Houser, S. Kumar, N. E. C. Verhoest, and V. R. N. Pauwels: Multiscale assimilation of AMSR-E snow water equivalent and MODIS snow cover fraction observations in northern Colorado. *Water Resources Research*. 48(1). W01522, 2012.
- De Sève, D., M. Bernier, J.P. Fortin, and A.E. Walker: Preliminary analysis of the snow microwave radiometry using SSM/I passive microwave data: The case of the La Grande River watershed (Québec). *Ann. of Glaciol.*, 25: 353–361, 1997.
- De Sève D., M. Bernier, J.P. Fortin, and A. Walker: Spatio-temporal analysis of microwave radiometry of snow cover with SSM/I data in a taïga area. *Eastern Snow Conference*. Fredericton, Canada, pp. 200-205, June 1999.
- De Sève D., N. D. Evora, and D. Tapsoba: Comparison of three algorithms for estimating Snow Water Equivalent (SWE) over the La Grande River watershed using SSM/I data in the context of Hydro- Québec's hydraulic power management. *Conference: Geosci. Rem. Sens. Symp, 2007. IGARSS 2007. IEEE International*. DOI: 10.1109/IGARSS.2007.4423791, 2007.
- Derksen, C., P. Toose, J. Lemmetyinen, J. Pulliainen, A. Langlois, N. Rutter, and M. Fuller: Evaluation of passive microwave brightness temperature simulations and snow water equivalent retrievals through a winter season, *Remote Sens. Environ.*, 117, 236–248, 2012.
- Derksen, C., J. Lemmetyinen, P. Toose, A. Silis, J. Pulliainen, and M. Sturm: Physical properties of Arctic versus subarctic snow: Implications for high latitude passive microwave snow water equivalent retrievals, *J. Geophys. Res. Atmos.*, 119, 7254–7270, 2014.
- Dolant C., A. Langlois, B. Montpetit, L. Brucker. A. Roy and A. Royer: Development of a rain-on-snow detection algorithm using passive microwave radiometry. *Hydrol. Process*. Published online in Wiley Online Library. DOI: 10.1002/hyp.10828, 2016.
- Dobson, M.C., F.T. Ulaby, M.T. Hallikainen, and M.A. El-Rayes: "Microwave dielectric behavior of wet soil-part II : dielectric mixing models," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. vol. GE-23, no. 1, pp. 35-46, Jan. 1985.
- Ducharme, P.: *Estimation de l'équivalent en eau du couvert nival (Plan de projet étape 3)*. Technical report, Plate-forme Production, Hydro-Québec., 2003.
- Durand, M. and S. Margulis: Feasibility test of multi-frequency radiometric data assimilation to estimate snow water equivalent, *Journal of Hydrometeorology*, Vol. 7(3). 443–457, 2006.



- Durand, M., and S. A. Margulis: Correcting first-order errors in snow water equivalent estimates using a multifrequency, multiscale radiometric data assimilation scheme, *J. Geophys. Res.*, 112, D13121, doi:10.1029/2006JD008067, 2007.
- Durand, M., E. J. Kim, and S. A. Margulis: Radiance assimilation shows promise for snowpack characterization. *Geophys. Res. Lett.*, 36, L02503. doi:10.1029/2008GL035214, 2009.
- Durand, M., E. Kim, S. Margulis, and N. Molotch: A first-order characterization of errors from neglecting stratigraphy in forward and inverse passive microwave modeling of snow. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 8(4). 730–734, 2011.
- Dutra, S. Kotlarski, P. Viterbo, G. Balsamo, P. M. A. Miranda, C. Schaer, P.: Bissolli, and T. Jonas, 2011a: Snow cover sensitivity to horizontal resolution, parameterizations and atmospheric forcing in a land surface model. *J. Geophys. Res.*, 116, D21109, doi:10.1029/2011JD016061, 2011a
- Ferrazzoli P., Guerriero L., Wigneron J.-P.: Simulating L-band emission of forests in view of future satellite applications. *IEEE Transaction Geoscience and Remote Sensing*, 40: 2700-2708, 2002.
- Foster J, Sun C, Walker J, Kelly R, Chang A, Dong J, Powell H.: Quantifying the uncertainty in passive microwave snow water equivalent observations. *Remote Sensing of Environment* 94: 187–203, 2005.
- Franklin, S.E.: Terrain analysis from digital patterns in geomorphometry and Landsat MSS spectral response. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 53, 59-65, 1987.
- Gordon, N. J., Salmond, D. J., and Smith, A. F.: Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation, *IEE Proc.-F*, 140, 107–113, 1993.
- Grant, A.A. Van de Griend, M. Schwank, and J.-P. Wigneron: "Observations and modeling of a pine forest floor at L-band," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, no. 7, Jul. 2009.
- Hallikainen, M.: "Retrieval of Snow Water Equivalent from Nimbus-7 SMMR Data: Effect of Land-Cover Categories and Weather Conditions." *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, OE-9(5): 372-376, 1984.
- Imaoka, K., M. Kachi, M. Kasahara, K. Nakagawa, and T. Oki: Instrument performance and calibration of AMSR-E and AMSR2, paper presented at International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science, ISPRS, Kyoto, Japan, 2010.
- Jordan, R. E.: A one-dimensional temperature model for a snow cover: Technical documentation for SNTHERM.89. *Special Rep. 91-16*. U.S. Army Cold Regions Research and Engineering Laboratory. Hanover. NH. 49 pp, 1991.

- Kelly, R., A. T. C. Chang, L. Tsang, and J. Foster: A prototype AMSR-E global snow area and snow depth algorithm. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*. 41(2). 230–242, 2010.
- Klehmet K, Geyer B and Rockel B.: A regional climate model hindcast for Siberia: analysis of snow water equivalent. *The Cryosphere*, 7, 1017–34, 2013.
- Koenig LS, Forster RR.: Evaluation of passive microwave snow water equivalent algorithms in the depth-hoar dominated snowpack of the Kuparuk River Watershed, Alaska, USA. *Remote Sensing of Environment* 93: 511–527, 2004.
- Kwon, Y., Z.-L. Yang, L. Zhao, T. J. Hoar, A. M. Toure, and M. Rodell: Estimating snow water storage in North America using CLM4, DART, and snow radiance data assimilation. *J. Hydrometeor.*, 17, 2853–2874, 2016.
- Kwon, Y., Z.-L. Yang, T. J. Hoar and A. M. Toure: Improving the Radiance Assimilation Performance in Estimating Snow Water Storage across Snow and Land-Cover Types in North America. *J. Hydrometeor.*, 18, 651–668, 2017.
- Lafaysse, M., Cluzet, B., Dumont, M., Lejeune, Y., Vionnet, V., and Morin, S.: A multiphysical ensemble system of numerical snow modelling, *The Cryosphere*, 11, 1173–1198, <https://doi.org/10.5194/tc-11-1173-2017>, 2017.
- Larue, F., A. Royer, D. De Sève, A. Langlois. A. Roy, L. Brucker: Validation of GlobSnow-2 snow water equivalent over Eastern Canada. *Remote Sensing of Environment*. 194, 264–277. <http://doi.org/10.1016/j.rse.2017.03.027>, 2017.
- Larue F., Royer A., De Sève D., Roy A., Picard G., Vionnet V., Cosme E.: Simulation and assimilation of passive microwave data using a snowpack model coupled to a well-calibrated radiative transfer model over North-Eastern Canada. Accepted in *Water Resources Research*, 2018.
- Lehning, M., Bartelt. P. Brown. R.L, and Fierz. C.: A physical SNOWPACK model for the Swiss avalanche warning; Part III: meteorological forcing. thin layer formation and evaluation. *Cold Reg. Sci. Technol.*, 35(3): 169–184, 2002.
- Leppänen, L., Kontu. A., Vehviläinen. J., Lemmetyinen, J., and Pulliainen. J.: Comparison of traditional and optical grain size field measurements with SNOWPACK simulations in a taiga environment. *J. Glaciol.*, 61. 151–162, 2015.
- Liebe, H.: MPM - an atmospheric millimeter-wave propagation model, *International Journal or Infrared and Millimeter Waves*, vol. 10, p. 631–650, 1989.
- Luoju, K., Pulliainen, J., Takala, M., Lemmetyinen, J., Smolander, T., Derksen, C.: The GlobSnow Snow Water Equivalent Product. 22 July 2014 – SnowPEX ISSPI-1, College Park, Maryland, USA, 2014.
- Maslanik, J. and J. Stroeve: DMSP SSM/I brightness temperature grids for the polar regions on CD-ROM: user's guide. Boulder. CO USA: National Snow and Ice Data Center, 1990.

- Masson, V.: The SURFEXv7.2 land and ocean surface platform for coupled or offline simulation of earth surface variables and fluxes. *Geosci. Model Dev.*, 6 (4), 929–960. <http://dx.doi.org/10.5194/gmd-6-929-2013>, 2013.
- Mätzler, C., E. Schanda, and W. Good: Towards the definition of optimum sensor specifications for microwave remote sensing of snow. *IEEE Trans. Geosci. And Rem. Sens.*, GE-20, 57–66, 1982.
- Mätzler, C.: Passive microwave signatures of landscapes in winter. *Meteorol. Atmos. Phys.*, 54, 241–260, 1994.
- Meissner, T., & Wentz, F.: Intercalibration of AMSR-E and WINDSAT brightness temperature measurements over land scenes, *presented at the 11th Specialist Meeting on Microwave Radiometry and Remote Sensing of the Environment (MicroRad 2010)*, 1-4 March 2010, Washington, DC, USA, 2010.
- Mo, T., B. J. Choudhury, T. J. Schmugge, J. R. Wang, and T. J. Jackson: A model for microwave emission from vegetation-covered fields. *J. Geophys. Res.*, vol. 87, no. C13, pp. 11 229–11 237, Dec. 1982.
- Montpetit, B., Royer, A., Roy, A., Langlois, A., and Derksen, D.: Snow microwave emission modeling of ice lenses within a snowpack using the microwave emission model for layered snowpacks. *IEEE T. Geosci. Remote.* Available online. doi:10.1109/TGRS.2013.2250509, 2013.
- Montpetit, B.: Analyse de la modélisation de l'émission multi-fréquences micro-ondes et de la neige incluant les croutes de glace à l'aide du modèle Microwave Emission Model of Layered Snowpack (MEMLS). *PhD thesis*. Université de Sherbrooke. Sherbrooke. 168 pp., available at: <http://hdl.handle.net/11143/6844> (last access: 14 October 2015), 2015.
- Montpetit B., A. Royer, A. Roy and A. Langlois: In-situ passive microwave parameterization of sub-arctic frozen organic soils. *Rem. Sens. of Enviro, In Press*, 2017.
- Myneni R.B. and 15 other authors: “Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from year one of MODIS data,” *Remote Sens. Environ.*, 83, 214-231, 2002.
- Pampaloni, P., and S. Paloscia: Microwave emission and plant water content: A comparison between field measurements and theory, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, GE-24, 900-905, 1986.
- Pellarin, T., Kerr, Y. H., and Wigneron, J. P.: Global simulation of brightness temperatures at 6.6 and 10.7 GHz over land based on SMMR data set analysis, *IEEE T. Geosci. Remote*, 44, 2492– 2505, 2006.
- Picard G., L. Brucker, A. Roy, F. Dupont, M. Fily, A. Royer, C. Harlow: Simulation of the microwave emission of multi-layered snowpacks using the dense media radiative transfer theory: the DMRT-ML model. *Geosci. Model Dev.*, 6. pp. 1061–1078 <http://dx.doi.org/10.5194/gmd-6-1061-2013>, 2013.

- Pietroniro, A. and R. Leconte: A review of Canadian Remote Sensing and Hydrology. 1999-2003. *Hydrological Processes*. 19(1):285-301, 2005.
- Pulliainen, J. T., Grandel, J., and Hallikainen, M. T.: HUT snow emission model and its applicability to snow water equivalent retrieval. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 37, No. 3, pp. 1378—1390, 1999.
- Quéno, Louis, Vionnet, Vincent, Dombrowski-Etchevers, Ingrid, Lafaysse, Matthieu, Dumont, Marie, and Karbou, Fatima: Snowpack modelling in the Pyrenees driven by kilometric resolution meteorological forecasts, *The Cryosphere*, 1571-1589, doi:10.5194/tc-10-1571-2016, 2016.
- Raleigh, M.S., J.D. Lundquist. and M.P. Clark: Exploring the impact of forcing error characteristics on physically based snow simulations within a global sensitivity analysis framework. *Hydrology and Earth System Sciences*. 19. 3153-3179. doi:10.5194/hess-19-3153-2015, 2015.
- Rott, H., Yueh, S.H., Cline, D.W., Duguay, C., Essery, R., Haas, C., Hélière, F., Kern, M.G., Malnes, E., Nagler, T., Pulliainen, J., Rebhan, H., Thompson, A.: Cold regions hydrology high-resolution observatory for Snow and Cold Land Processes. *Proc. IEEE* 98 (5):752–765. <http://dx.doi.org/10.1109/JPROC.2009.2038947>, 2010.
- Roy, A., Royer, A., and Turcotte, R.: Analyse de l'identification de la fonte de neige printanière avec QuickSCAT dans le Sud du Québec, Canada, *Canadian Journal of Remote Sensing*, 36(2), 89–98, 2010.
- Roy, A., Royer, A., Wigneron, J.-P., A. Langlois, J. Bergeron and P. Cliche: A simple parameterization for a boreal forest radiative transfer model at microwave frequencies. *Rem. Sens. of Enviro*. 124, 371–383, 2012.
- Roy, A., Picard. G., Royer. A., Montpetit. B., Dupont. F., Langlois. A., Derksen. C., Champollion. N.: Brightness Temperature Simulations of the Canadian Seasonal Snowpack Driven by Measurements of the Snow Specific Surface Area. *Journal IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. vol. 51. p. 4692-4704, 2013.
- Roy, A., Royer, A., and Hall, R.: Relationship between forest microwave transmissivity and structural parameters for Canadian boreal forest, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(10), 1802-1806, 2014.
- Roy A., A. Royer, B. Montpetit, and A. Langlois: Microwave snow emission modeling of boreal forest, *Proc. of the Int. Geosci. Rem. Sens. Symp. 2015 (IGARSS 2015)* Paper #8044, July 26-31, 2015, Milan, Italy, 4 p., 2015.
- Roy, A., Royer. A., St-Jean-Rondeau. O., Montpetit. B., Picard. G., Mavrovic. A., Marchand. N., and Langlois. A.: Microwave snow emission modeling uncertainties in boreal and subarctic environments. *The Cryosphere*. 10. 623-638. doi:10.5194/tc-10-623-2016, 2016.
- Royer A., A. Roy. B. Montpetit. O. Saint-Jean-Rondeau. G. Picard. L. Brucker and A. Langlois: Comparison of commonly-used microwave radiative transfer models for snow remote sensing. *Rem. Sens. of Enviro*. 190. 247–259, 2017.

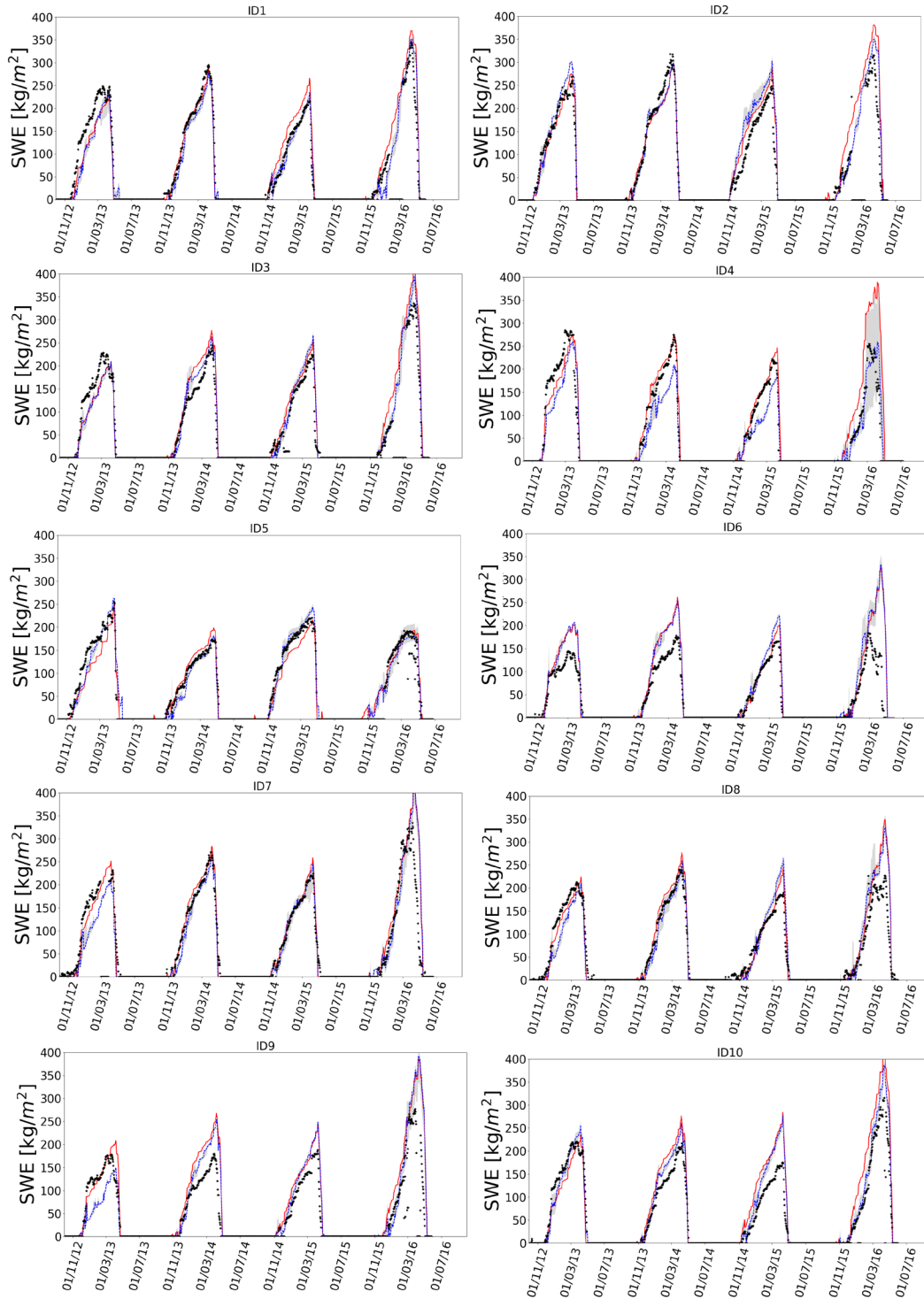
- Sandells, M., Essery. R., Rutter. N., Wake. L., Leppänen. L., and Lemmetyinen. J.: Microstructure representation of snow in coupled snowpack and microwave emission models. *The Cryosphere Discuss.* 11, 229–246, 2017.
- Sun C, Walker JP, Houser PR: A methodology for snow data assimilation in a land surface model. *J. Geophys. Res.*; 109: D08108, 2004.
- Takala, M., K. Luojus, J. Pulliainen, C. Derksen, J. Lemmetyinen, J.-P. Kärnä, J. Koskinen, and B. Bojkov: Estimating northern hemisphere snow water equivalent for climate research through assimilation of space-borne radiometer data and ground-based measurements, *Rem. Sens. of Enviro.*, 115(12), 3517–3529, 2011.
- Tapsoba, D., V. Fortin. F. Anctil. and M. Haché: Apport de la technique du krigeage avec dérive externe pour une cartographie raisonnée de l'équivalent en eau de la neige: Application aux bassins de la rivière Gatineau. *Can. J. Civil Engineering.* 32(1), 289-297(9), 2009.
- Tedesco. M. and P. S. Narvekar: Assessment of the NASA AMSR-E SWE product. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, 3, 141–159, 2010.
- Tedesco, M., R. Kelly, J. L. Foster, and A. T. C. Chang: *AMSR-E/Aqua Daily L3 Global Snow Water Equivalent EASE-Grids. Version 2. Boulder, Colorado USA: NASA National Snow and Ice data center Distributed Active Archive Center.* doi: 10.5067/AMSR-E/AE\_DYSNO.002, 2004.
- Touré A., K. Goïta. A. Royer. E. Kim. M. Durand. S.A. Margulis and Huizhong Lu: A Case Study of Using a Multi-Layered Thermo-Dynamical Snow Model for Radiance Assimilation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.* 49(8). 2828-2837, 2011.
- Tsang, L., Ding. K. H. & Wen. B.: Dense Media Radiative Transfer Theory for Dense Discrete Random Media with Particles of Multiple Sizes and Permittivities. *Progress In Electromagnetics Research* 6. 181-230, 1992.
- Tsang, L. & Kong. J. A.: Scattering of Electromagnetic Waves. vol. 3. Advanced Topics. *Wiley Intersci. and Hoboken.* N. J, 2001.
- Turcotte R., Fortier-Filion. T.-C., Fortin. V., Roy. A., and Royer. A.: Simulation hydrologiques des derniers jours de la crue du printemps : le problème de la neige manquante. *Hydrological Sciences Journal.* 55(6): 872-882, 2010.
- Vachon, F.: Estimation de l'équivalent en eau de la neige en milieu subarctique du Québec par télédétection micro-ondes passives. Mémoire de thèse, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Canada, Mai 2009.
- Van Leeuwen, P. J.: Particle filtering in geophysical systems, *Mon. Weather Rev.*, 137, 4089–4114, doi:10.1175/2009MWR2835.1, 2009.
- Van Leeuwen, P. J. : Particle filters for the geosciences, *Advanced Data Assimilation for Geosciences: Lecture Notes of the Les Houches School of Physics: Special Issue, June 2012*, p. 291, doi:10.1093/acprof:oso/9780198723844.003.0013, 2014.

- Vionnet, V., Brun, E., Morin, S., Boone, A., Faroux, S., Le Moigne, P., Martin, E., and Willemet, J.-M.: The detailed snowpack scheme Crocus and its implementation in SURFEX v7.2. *Geosci. Model Dev.*, 5, 773–791. doi: 10.5194/gmd-5-773-2012, 2012.
- Wang, N., C. Liu, R. Ferraro, D. Wolff, E. Zipser and C. Kummerow: TRMM 2A12 land precipitation product-status and future plans, *J. Met. Soc. of Japan*, 87A, 237–253, 2009.
- Wegmüller, U. et Mätzler, C.: Rough bare soil reflectivity model, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37, p. 1391-1395, 1999.
- Xu, X., J. Li, and B. A. Tolson: Progress in integrating remote sensing data and hydrologic modeling. *Prog. Phys. Geog.*, 0309133314536583, 2014.

## 5.8 Complément d'analyse de l'article 3

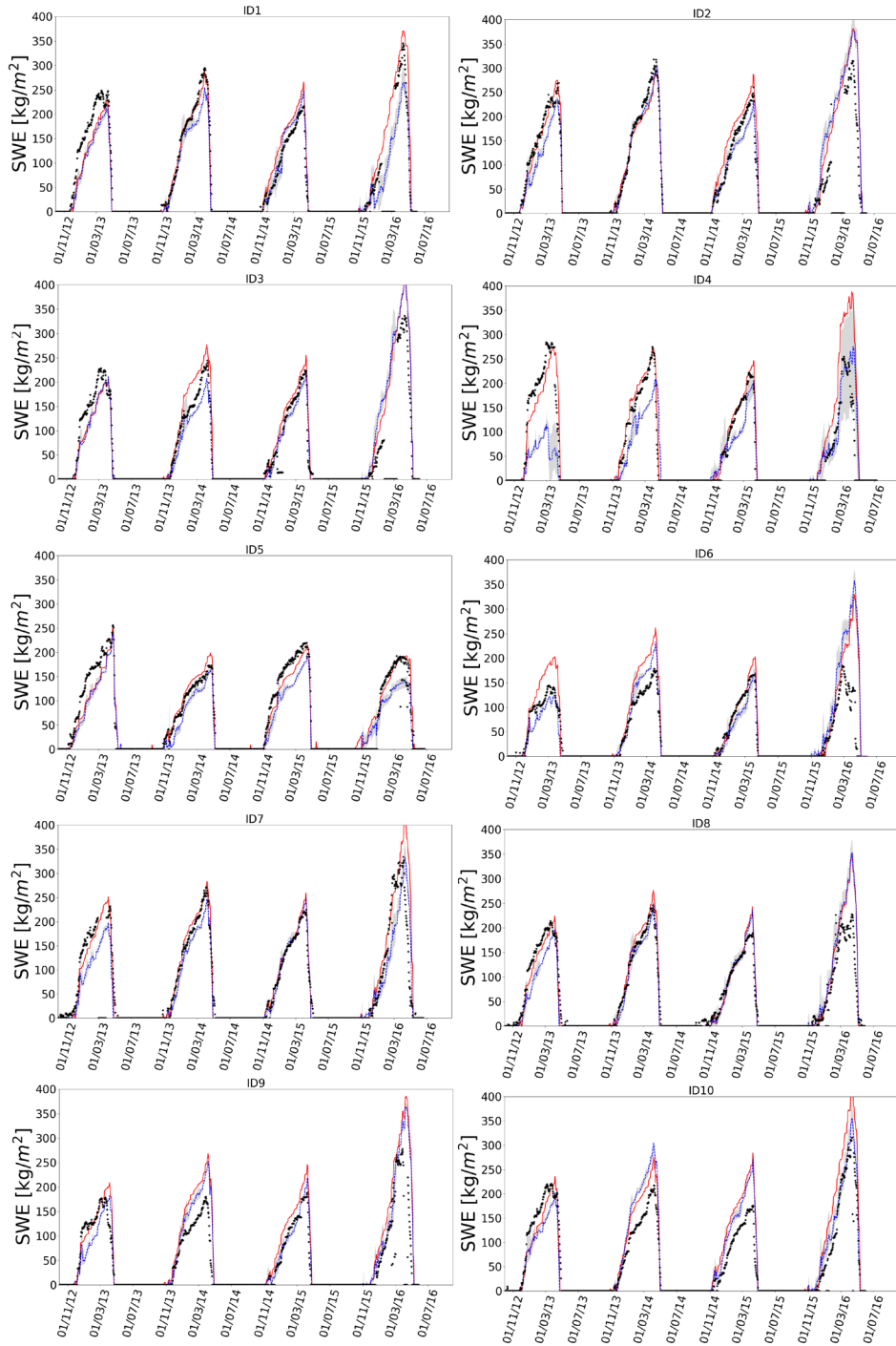
Même si l'assimilation des observations satellitaires MOP améliore globalement les SWE simulés avec le modèle de neige Crocus au Québec, le travail effectué dans ce chapitre a aussi permis d'en montrer les limites. Il apparaît une grande variabilité entre les sites et suivant les années. Dans l'article 3 (section précédente), nous n'avons présenté que 4 sites. Dans cette section, nous présentons tous les cas analysés.

Les Figures 5.11 et 5.12 détaillent les évolutions des SWE simulés avec et sans assimilation pour chaque site, en considérant les paramètres  $\omega$  et  $\tau_{\text{snow}}$  comme des paramètres fixes et libres, respectivement. Il apparaît une grande variabilité des simulations de SWE entre sites et aussi selon les années. Par exemple, le site 4 montre une forte surestimation du  $\text{SWE}_{\text{max}}$  en 2015-2016, ce qui n'est pas le cas pour les autres années. Notons aussi le fait que le modèle Crocus seul simule en général un SWE assez satisfaisant. Les résultats montrent que l'assimilation contribue à réduire significativement le biais sur le SWE médian (SWE obtenu après l'assimilation des  $T_{\text{Bs}}$ ) et le biais sur le  $\text{SWE}_{\text{max}}$  par rapport aux simulations avec le modèle Crocus seul. Par contre, en prenant un seuil d'incertitude de 5% pour déterminer une amélioration significative du RMSE (correspondant à une amélioration de 8 mm en considérant un  $\text{SWE}_{\text{obs}}$  moyen de 157 mm), l'amélioration du RMSE sur le SWE calculé sur tout l'hiver reste modeste, avec 11 cas améliorés sur les 43 étudiés et 21 cas avec des performances identiques.



**Figure 5.11.** Évolution du  $SWE_{Crocus}$  (rouge), du  $SWE_{DA}$  (bleu) et du SWE mesuré (points noirs) pour les 10 sites étudiés de 2012 à 2016 (Fig. 5.1). Le  $SWE_{DA}$  est obtenu avec l'assimilation des trois fréquences (11, 19 et 37 GHz) et avec les paramètres  $\omega$  et  $\tau_{snow}$  calibrés. L'enveloppe grise correspond à l'ensemble de SWE obtenu avec l'assimilation.



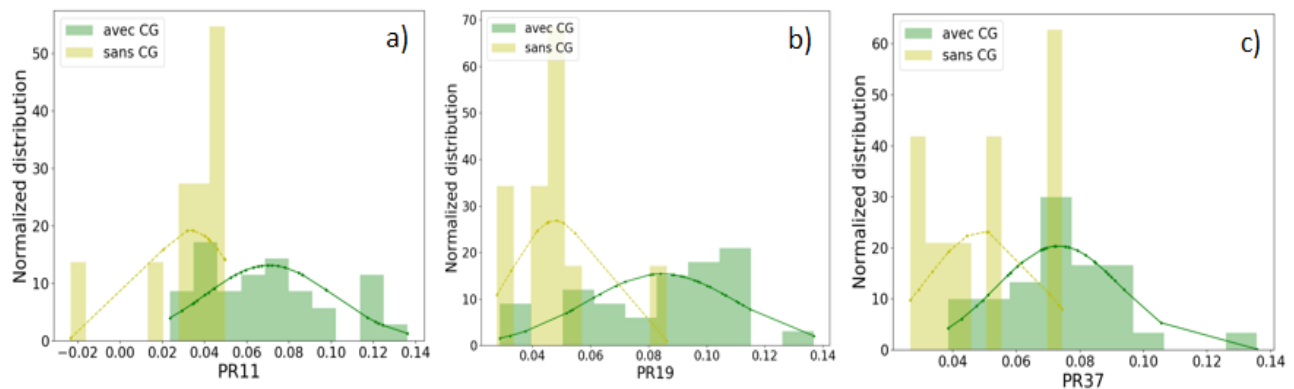


**Figure 5.12.** Évolution du  $SWE_{Crocus}$  (rouge), du  $SWE_{DA}$  (bleu) et du SWE mesuré (points noirs) pour les 10 sites étudiés de 2012 à 2016 (Fig. 5.1). Le  $SWE_{DA}$  est obtenu avec l'assimilation des trois fréquences (11, 19 et 37 GHz) et avec les paramètres  $\omega$  et  $\tau_{snow}$  considérés comme des paramètres *libres* dans l'assimilation. L'enveloppe grise correspond à l'ensemble de SWE obtenu avec l'assimilation.

### 5.8.1 Seuil sur le rapport de polarisation (PR)

Dans cette première version de l'article, les lentilles de glace étaient détectées lorsque le rapport de polarisation en 19 GHz dépassait le seuil de 0.10. Ce seuil est discutable selon la zone d'étude et le type de neige observée (Montpetit, 2015).

La Figure 5.13 illustre les distributions des PRs mesurés sur des sites avec et sans croûtes de glace. Ces PR sont dérivés des mesures radiométriques faites sur les différentes campagnes de terrain détaillées dans le Chapitre 4 (Tables S1 et S2). Sur les 49 sites d'étude, des croûtes de glace ont été observées sur 30 sites. Avec notre base de données, il apparaît plus pertinent d'utiliser le PR en 11 GHz, avec un seuil de 0.06, alors qu'un seuil à 0.10 sur le PR à 19 GHz sous-estime la détection des manteaux neigeux avec croûtes de glace. Ce seuil est en accord avec les résultats discutés par Roy (2014) sur la même zone d'étude. Ce résultat sera inclue dans une version corrigée de l'article et les simulations vont être refaites en détectant les croûtes de glace avec un seuil à 0.06 sur le PR11.



**Figure 5.13.** (a) Distribution du PR11 pour des neiges avec croûtes de glace (vert) et des neiges sans croûtes de glace (jaune); (b) Pareil que (a) mais avec le PR19; (c) Pareil que (a) mais avec le PR(37).

## CHAPITRE 6. DISCUSSION

Cette section résume les performances obtenues avec les différentes approches abordées dans cette étude et discute des facteurs de limitations de l'approche d'assimilation développée. Des pistes des solutions sont proposées pour des travaux futurs.

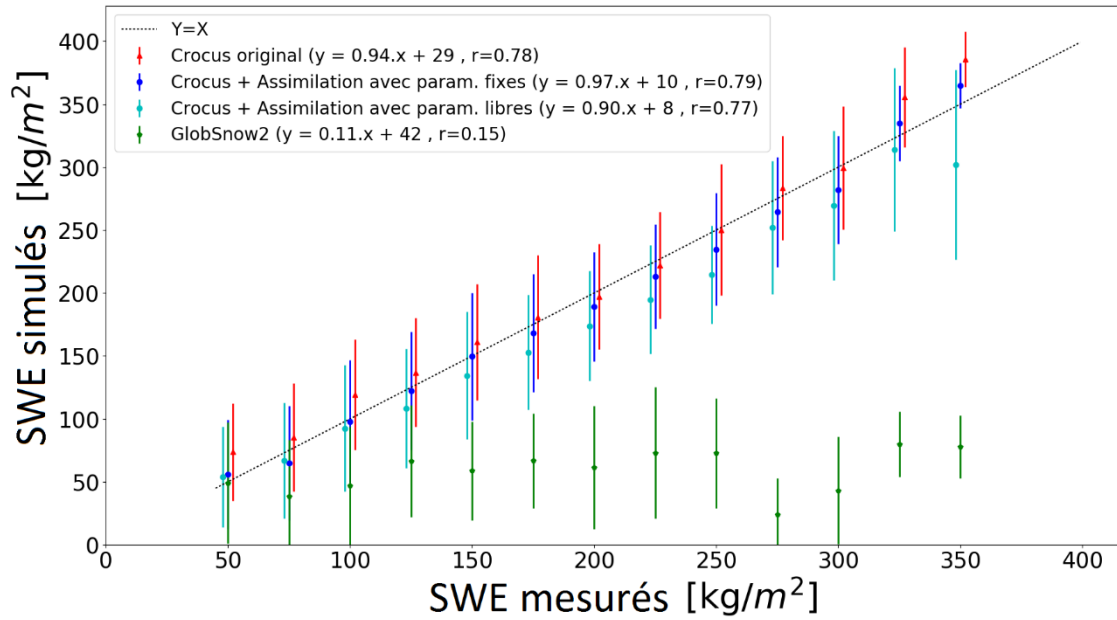
### 6.1 Performances globales des approches utilisées

La Figure 6.1 compare les performances globales des simulations de SWE obtenues avec le produit GlobSnow2 (utilisant les  $T_B$ s et les mesures de hauteurs de neige *in situ*, Chapitre 3), le modèle de neige Crocus seul initialisé par des forçages atmosphériques GEM ('GEM/Crocus', Chapitre 4), et le modèle de neige Crocus couplé à un modèle de transfert radiatif pour assimiler les observations MOP satellitaires avec les paramètres  $\omega$  et  $\tau$  fixes ('SWE<sub>DA</sub>' dans le Chapitre 5) et avec les paramètres  $\omega$  et  $\tau$  libres ('SWE<sub>DA, $\omega,\tau$</sub> ' dans le Chapitre 5). La Figure A.4.1 et la Table A.4.1 en Annexe 4 détaillent les différentes simulations et performances des SWE simulés pour les 10 premières stations de 2012 à 2016.

Ces figures mettent en évidence la sous-estimation du SWE<sub>GS</sub> par rapport aux mesures au sol. Le SWE<sub>Crocus</sub> est nettement plus performant que le SWE<sub>GS</sub>, et les coefficients de corrélation  $r$  sont respectivement de 0.11 et 0.78. Le SWE<sub>DA</sub> est légèrement plus précis que le SWE<sub>Crocus</sub> (coefficient de corrélation  $r = 0.79$ ) et la pente et l'ordonnée à l'origine de la régression sont améliorés par rapport aux simulations avec Crocus seul. En revanche, le SWE<sub>DA, $\omega,\tau$</sub>  moyen n'est pas significativement amélioré par rapport au SWE<sub>Crocus</sub> ( $r = 0.77$ ). Il a toutefois été démontré dans le Chapitre 5 que le biais sur le SWE<sub>max</sub> était réduit de manière significative avec cette dernière configuration. Au Québec, le biais sur le SWE simulé est réduit de 17 kg.m<sup>2</sup> en assimilant les  $T_B$ s dans un modèle de neige couplé à des modèles de transfert radiatif pré-calibrés comparé au RMSE obtenu avec le modèle de neige Crocus seul (Chapitre 5), et de 72 % comparé au SWE simulé avec l'algorithme GlobSnow2, et ce, sans utilisation de données *in situ*.

Notons enfin que le  $SWE_{DA}$  est significativement corrélé aux mesures pour des SWE inférieurs à  $150 \text{ kg.m}^{-2}$  (Fig. 6.1). À partir de  $150 \text{ kg.m}^{-2}$ , le SWE assimilé est légèrement sous-estimé par rapport aux  $SWE_{Crocus}$ . Cette tendance s'inverse à partir de  $300 \text{ kg.m}^{-2}$ . De la même manière, le  $SWE_{GS}$  est dégradé à partir de  $100\text{-}150 \text{ kg.m}^{-2}$ . Ce seuil de performance autour de  $150 \text{ kg.m}^{-2}$  correspond à la limite de saturation des  $T_{Bs}$  en  $37 \text{ GHz}$  (Chapitre 3).

Il est très positif de noter que l'approche d'assimilation développée permet de corriger les simulations des couverts neigeux qui atteignent des valeurs de SWE supérieures à  $300 \text{ kg.m}^{-2}$  comparativement à des valeurs maximales de  $200$  ou  $250 \text{ kg.m}^{-2}$  dans la littérature (Roy *et al.*, 2004; Pulliainen, 2006; Pardé *et al.*, 2007; Vachon, 2010).



**Figure 6.1.** Comparaison des performances de SWE simulés avec les différentes approches évoquées dans cette thèse : produit SWE GlobSnow2 (en vert),  $SWE_{Crocus}$  (en rouge),  $SWE_{DA}$  avec  $\omega$  et  $\tau$  fixes (en bleu foncé),  $SWE_{DA,\omega,\tau}$  avec  $\omega$  et  $\tau$  libres (en bleu clair).

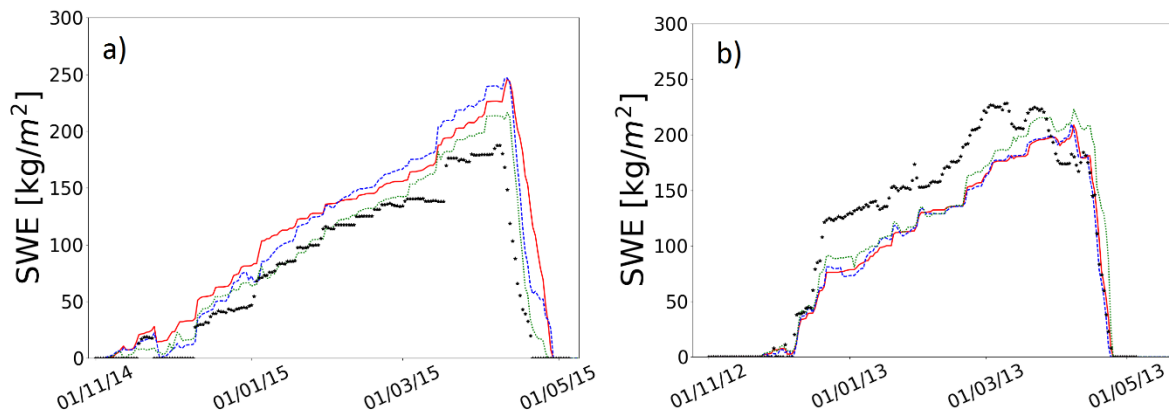
## 6.2 Sensibilité de la taille des grains de neige et des croûtes de glace

La sensibilité des  $T_{Bs}$  au SWE est liée à l'épaisseur du manteau neigeux et à la taille des grains de neige, plus grande en fin de saison en raison du métamorphisme de la neige. Pourtant, un facteur de cohésion des grains de neige constant durant tout l'hiver ( $\tau=0.17$ ) a ici été utilisé. Il a été démontré (Chapitre 4) que les variations de ce paramètre effectif étaient faibles dans le temps. En revanche, sa variabilité spatiale (en fonction du type de neige) a un impact sur les  $T_{Bs}$  simulées et donc sur le SWE réajusté. En ce sens, les tests effectués dans la Section 5.5.2 avec l'utilisation de ce paramètre comme un paramètre *libre* étaient justifiés et montrent une réduction du biais sur le  $SWE_{max}$  simulé plus importante qu'en considérant  $\tau$  fixe.

L'influence des croûtes de glace (CGs) sur les simulations des  $T_{Bs}$  a été étudiée en détail dans le Chapitre 4 et peut avoir un impact significatif sur les  $T_{Bs}$  simulées en polarisations horizontales. Si elles sont mal prises en compte, la présence de CGs engendre des biais non-négligeables dans les SWE réajustés à partir des observations MOP (Rees *et al.*, 2010). Dans ce chapitre, lorsqu'une CG est détectée (avec le PR19), elle est directement intégrée dans le profil de neige simulé : d'abord à la surface, puis à 4 cm de la surface après la première tombée de neige. Cette CG est intégrée *a posteriori* et n'a donc pas prise en compte dans l'évolution du manteau neigeux simulé par Crocus. Pourtant, les CGs peuvent avoir un impact significatif dans les échanges d'énergie entre les couches de neige et l'atmosphère. Dernièrement, un module permettant d'ajouter une lentille de glace provenant d'une pluie verglaçante (eau surfondue) dans Crocus a été développé et validé sur les Pyrénées (France) (Quéno *et al.*, 2016). Des études futures sont nécessaires pour évaluer le gain de précision apporté par ce module sur l'Est Canadien mais cette configuration représente une approche prometteuse pour faire évoluer les CGs de manière cohérente dans le manteau neigeux tout au long de l'hiver.

Aussi, les CGs ont été modélisées comme étant des couches de 1 cm avec une densité de 900 kg/m<sup>3</sup> alors qu'en réalité ces couches sont rarement composées uniquement de glace pure. Elles sont composées de lentilles de glace et la densité ( $\rho_{CG}$ ) de ces couches peut varier de 400 kg/m<sup>3</sup> à 900 kg/m<sup>3</sup> (Watts *et al.*, 2016).. Idéalement, ce paramètre pourrait être intégré

comme paramètre *libre* dans le schéma d'assimilation, en particulier dans le processus futur de spatialisation. Cette configuration a été testée sur le site 3 (2012/2013) et le site 9 (2014/2015) et les résultats sont présentés sur la Figure 6.2. Le RMSE passe de 34.5 kg/m<sup>2</sup> (p<sub>CG</sub> libre) à 19.9 kg/m<sup>2</sup> (p<sub>CG</sub> fixe) pour le site 9 (2014/2015), et de 31.7 kg/m<sup>2</sup> à 30.4 kg/m<sup>2</sup> pour le cas du site 3 (2012/2013). Cette configuration représente donc une piste intéressante à exploiter pour des applications futures.



**Figure 6.2.** Simulations de SWE sans assimilation (rouge), avec assimilation des  $T_{Bs}$  en considérant  $\omega$ ,  $\tau$  et  $p_{CG}$  fixes (pointillés bleus) et avec assimilation des  $T_{Bs}$  en considérant  $\omega$ ,  $\tau$  fixes et  $p_{CG}$  comme un paramètre libre (pointillés verts) pour : (a) site 9, hiver 2014/2015, (b) site 3, hiver 2013/2014. Voir Chapitre 5 pour la spécification des sites (Fig. 5.1 et Table 5.1).

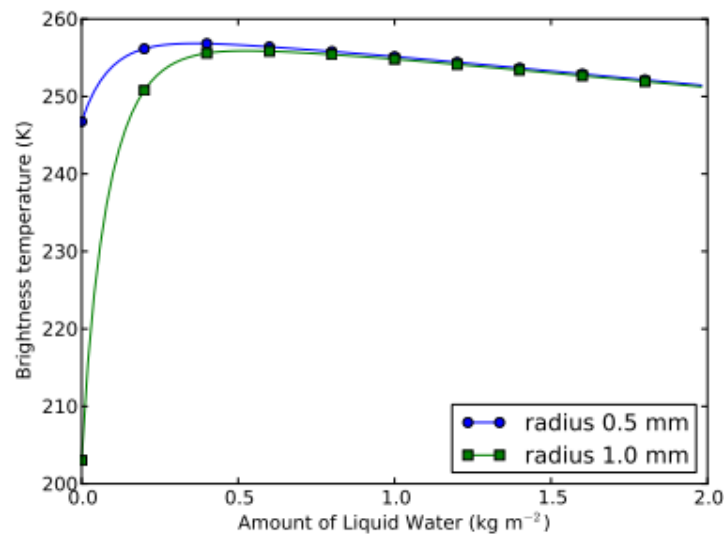
Notons enfin que lors des campagnes de mesures de terrain à Montmorency (site 11) durant l'hiver 2015/2016, de nombreuses fines CGs ont été observées. Ces fines CGs sont dues à des événements de gel/dégel en raison d'un redoux des températures et peuvent avoir un impact important sur les observations MOP (Rutter *et al.*, 2009). Il a été démontré que les  $T_{Bs}$  mesurées variaient considérablement en fonction de l'épaisseur des CGs en raison de l'effet de cohérence causé par les réflexions multiples dans les couches fines et aux interférences associées lorsque les lentilles de glace sont inférieures au quart de la longueur d'onde (Mätzler *et al.*, 1987; Montpetit *et al.*, 2013; Roy *et al.*, 2016). Cet effet de cohérence n'est pas pris en compte dans DMRT-ML, qui n'est donc pas sensible à l'épaisseur des CGs.

En ne prenant pas en compte cet effet, les simulations des  $T_{Bs}$  ne peuvent pas suivre les variations des  $T_{Bs}$  observées, qui paraissent beaucoup plus bruitées. L'implémentation de la création de croutes de glaces dans Crocus ainsi que l'effet de cohérence dans DMRT-ML seraient à envisager, mais nécessite des données d'entrée difficilement mesurables sur le terrain (Roy *et al.*, 2016).

### 6.3 Sensibilité de la neige humide

Assimiler les  $T_{Bs}$  lorsque la neige est humide détériore drastiquement les estimations de SWE (Section 5.1). Premièrement, la permittivité de l'eau étant plus forte que celle de l'air et de la glace (neige sèche), la présence d'eau liquide (LWC) dans le manteau neigeux augmente fortement les  $T_{Bs}$  (Wang *et al.*, 2016), alors que le SWE augmente également. Deuxièmement, simuler l'émission d'un couvert neigeux humide reste une opération complexe car très sensible à la distribution verticale de l'eau liquide dans le manteau, couplée à la température et au métamorphisme des grains. Théoriquement, DMRT-ML est capable d'intégrer cette information dès qu'un LWC est détecté (lorsque la température est supérieure ou égale au point de fonte). Dans ces conditions de neiges humides, les grains de neige se 'collent' entre eux selon une distribution inégale contrôlée par des forces de capillarité (Picard *et al.*, 2013). Cet état complexe est simplifié dans DMRT-ML en considérant la neige humide comme un milieu composé d'un ensemble de grains de glace enveloppés d'une fine pellicule d'eau. La constante diélectrique de ce mélange homogène d'eau et de glace est estimée en sommant les constantes diélectriques de l'eau et de la glace, pondérées par le contenu en eau liquide du milieu (Borghese *et al.*, 2007). Ces simplifications entraînent des erreurs de modélisation, au même titre que les erreurs dues à la simplification de la représentation de la microstructure de la neige en milieu sec. La figure 6.3 montre la relation entre les  $T_{Bs}$  simulées avec DMRT-ML à 19 GHz en polarisation horizontale en fonction du LWC cumulé dans le manteau neigeux. Le LWC impacte de manière significative sur les simulations des  $T_{Bs}$ , mais cette sensibilité atteint un palier lorsque le LWC dépasse les 0.5 kg/m<sup>2</sup>. Ce seuil de sensibilité, à partir duquel le manteau neigeux agit comme un corps noir et devient opaque aux  $T_{Bs}$  en raison de la quantité d'eau, a été estimé dans plusieurs études (Tedesco *et al.*, 2007; Brucker *et al.*, 2011; Kuipers Munneke *et al.*, 2012; Picard *et al.*, 2013).

Dans ce chapitre, l'assimilation des  $T_{Bs}$  est effectuée si, et seulement si, le LWC estimé par Crocus est égal à 0 kg/m<sup>2</sup>. Malheureusement, cela enlève beaucoup de jours où l'information aurait été nécessaire pour réajuster le SWE, en particulier en début de saison. Des études plus poussées sont nécessaires pour développer la modélisation de l'émission MOP de la neige humide. Intégrer un paramètre effectif (dépendant du type de neige) permettant de traduire les mécanismes de capillarité lorsque de la neige humide est détectée serait une première étape pour réajuster le modèle de transfert radiatif, au même titre que le paramètre de cohésion ( $\tau$ ) pour traduire les regroupements de grains dans la neige sèche.

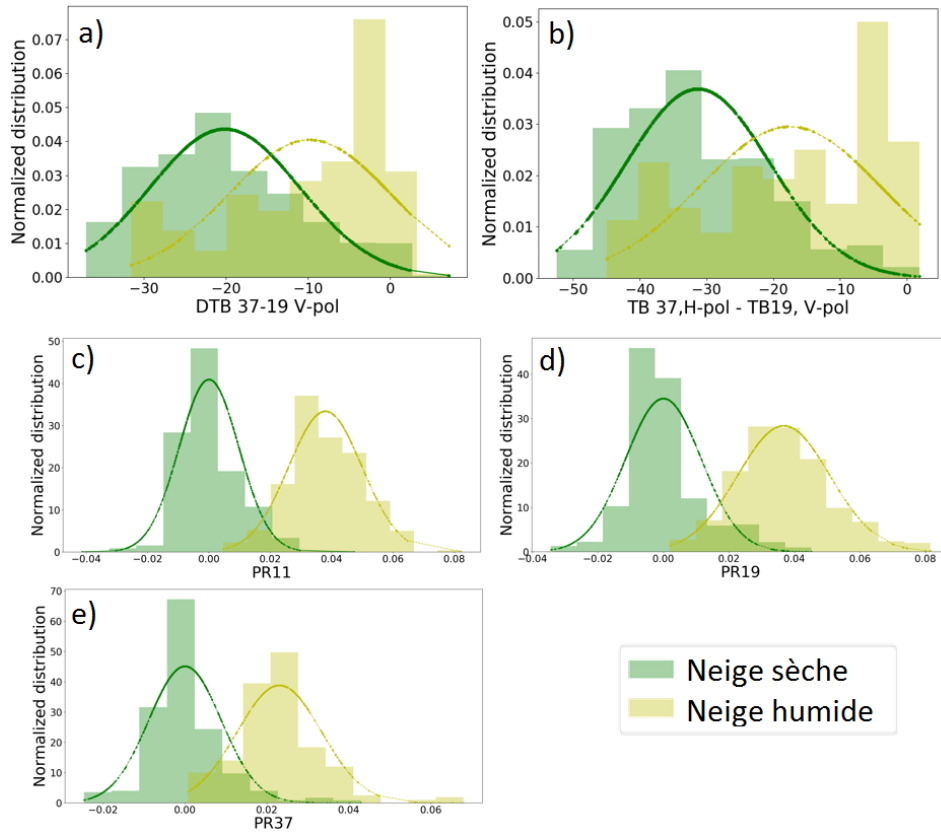


**Figure 6.3.**  $T_{B,19}$  en H-pol en fonction du LWC dans le manteau neigeux. Simulations DMRT-ML avec une température de 273 K, une densité de 300 kg.m<sup>-3</sup> et des tailles de grains de 0.5 mm (bleu) et de 1.0 mm (vert). Le LWC est concentré sur les 10 premiers cm du manteau neigeux. Tirée de Picard *et al.*, 2013.

Pour réduire les erreurs liées à l'eau liquide dans la neige, les observations satellitaires micro-ondes pourraient être utilisées car elles sont très sensibles à la présence d'eau liquide dans la neige. Plusieurs études ont été faites pour détecter les événements de fontes de neige en utilisant les observations en MOP, typiquement à 19 et 37 GHz (Hall *et al.*, 2002; Takala *et al.*, 2009; Mognard *et al.*, 2003; Wang *et al.*, 2016; Langlois *et al.*, 2012; Dolant *et al.*, 2016). Les algorithmes changent en fonction de la zone étudiée : Abdalati and Steffen (1995)



utilisent le ratio  $XGPR = \frac{T_{B19h} - T_{B37v}}{T_{B19h} + T_{B37v}}$  pour le Groenland, Dolant *et al.* (2016) utilise le  $GRP = \frac{(T_{B37v} - T_{B19v}) / (T_{B37v} + T_{B19v})}{[(T_{B37h} - T_{B19h}) / (T_{B37h} + T_{B19h})]}$  pour l'arctique canadien, Drobot and Anderson (2001) utilisent la différence  $T_{B19h} - T_{B37h}$  pour l'Antarctique et Takala *et al.* (2009) utilisent  $T_{B37v} - T_{B19v}$  et le  $T_{B37h} - T_{B19v}$  pour la taïga. La figure 6.4a et 6.4b montrent les distributions des  $T_{B37v} - T_{B19v}$  et des  $T_{B37h} - T_{B19v}$  en fonction des conditions de neiges humides ou sèches sur les 12 sites étudiés, en utilisant le LWC Crocus pour séparer les deux états. Les deux distributions paraissent difficilement différenciables avec l'utilisation des  $\Delta T_{Bs}$ , et l'utilisation du PR, notamment du PR(11), semble plus approprié (Fig 6.4d). Cette piste pourra être utilisée pour différencier les neiges humides dans les régions boréales du Québec dans des études futures, mais la validation nécessitera des mesures *in situ*. Une combinaison avec les données en micro-ondes actives (radar) pourrait également être mise à profit, puisque ces observations bénéficient d'une faible résolution spatiale. Le potentiel pour cartographier la présence de neige humide avec ce type de données a déjà été démontré (Royer *et al.*, 2010; Pettinato *et al.*, 2013).



**Figure 6.4.** (a) Distribution du  $\Delta T_{B37-19v}$  ( $\Delta T_{B37-19v} = T_{B37v} - T_{B19v}$ ) pour des neiges sèches (vert) et des neiges humides (jaune); (b) Pareil que (a) mais avec le  $\Delta T_{B37-19hv}$  ( $\Delta T_{B37-19hv} = T_{B37h} - T_{B19v}$ ); (c) Pareil que (a) mais avec le PR(11); (d) Pareil que (a) mais avec le PR(19); (e) Pareil que (a) mais avec le PR(37). Les  $\Delta T_B$ s sont dérivées des observations AMSR-2 sur les 12 sites d'études (Chapitre 5) lorsqu'un manteau neigeux est détecté. La différenciation neige sèche/humide est déterminée à partir de la présence de LWC dans le manteau neigeux simulé par Crocus.

## 6.4 Sensibilité à la couverture du sol

Évidemment, les approches de détection de LWC dans le manteau neigeux ont plus ou moins de succès en fonction des périodes et des régions étudiées. Dans notre région d'étude, la difficulté repose sur l'ensemble des contributions qui affectent l'interprétation du signal, en particulier la végétation (Langlois *et al.*, 2010; 2012). La faible résolution des observations en MOP induit également un biais en début et fin de saison, avec des cellules partiellement enneigées. Cette erreur pourrait être corrigée en pondérant l'observation en

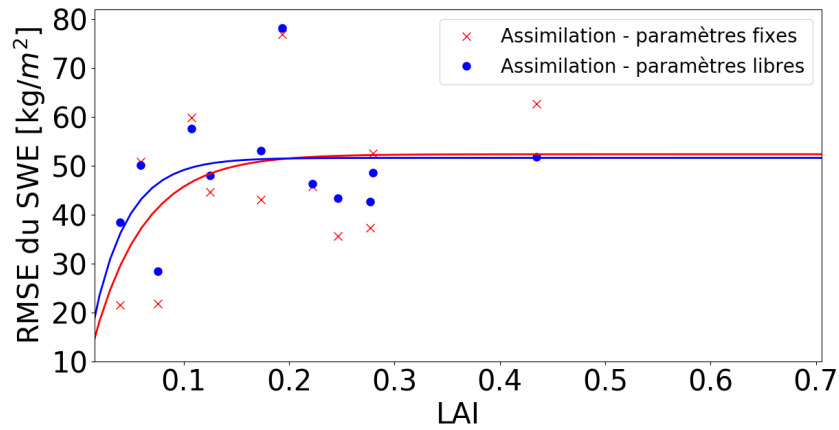
fonction du pourcentage de neige dans la cellule en début et en fin de saison à l'aide des produits MODIS fournissant des cartes d'occupation de la neige au sol avec une résolution spatiale de 1 km x 1 km. A cette fin également, il serait intéressant d'utiliser les observations micro-ondes actives, qui ne sont pas sensibles à la couverture nuageuse, ou encore de combiner les deux (optique et radar) (Roberge, 2013).

## 6.5 Sensibilité du couvert forestier

La densité du couvert forestier réduit la sensibilité du signal au couvert neigeux, et donc au SWE. A partir de plus de 75% de couvert forestier, l'assimilation des  $T_{Bs}$  n'a plus d'impact sur les SWE estimés. Les contributions de la végétation sur le signal simulé en 37 GHz sont de plus de 40-50% en hiver pour des sites avec plus de 60% de fraction de forest ( $LAI_{hiver}$  supérieurs à 0.3) (Figure 5.9). En hiver, les  $T_{Bveg}$  diminuent car la transmissivité diminue, et une grande partie des contributions de la végétation ( $T_{Bveg} + T_{Bveg-r}$ ) vient du signal réfléchi par la surface couverte de neige. En effet, plus le couvert de neige est épais et plus l'émissivité diminue, donc plus la réflectivité augmente. Ce signal réfléchi masque le signal émis par le manteau neigeux, qui diminue également lorsque la transmissivité diminue ( $T_{Bsurf} = f_{cover} \cdot \gamma \cdot T_{Bsurf} + (1 - f_{cover}) \cdot T_{Bsurf}$ ). Cette perte de sensibilité des  $T_{Bs}$  au SWE pour des couverts forestiers denses a déjà été constaté dans plusieurs études (Vander Jagt *et al.*, 2013; Roy, 2014). La présente étude met en évidence ce problème et le RMSE sur le SWE estimé avec l'assimilation des  $T_{Bs}$  augmente en fonction du LAI moyen en hiver (Fig. 6.5).

En plus du biais ajouté par l'assimilation, les simulations Crocus en région de forêt dense sont sujettes à des erreurs de modélisation qui ne sont pas prises en compte. Dans cette étude, le modèle de neige Crocus ne prend pas en compte les interactions du manteau neigeux avec la végétation alors que ces interactions sont cruciales et modifient le couvert nival (Rutter *et al.*, 2009). Théoriquement, le modèle de neige Crocus est couplé au modèle de surface ISBA, qui partitionne la cellule de la grille d'analyse entre la part de végétation et de sol nu, les deux parties étant couvertes partiellement de neige en fonction du SWE et de la rugosité de la végétation (Douville *et al.*, 1995; Vionnet *et al.*, 2012). Dans nos simulations Crocus, nous avons considéré un pixel Crocus de sol nu seulement. Cette modélisation

simplifiée ne permet toutefois pas de prendre en compte l'ensemble des interactions (Hedstrom and Pomeroy, 1998). Par exemple, les effets de sublimation modifient considérablement l'accumulation de neige au sol, augmentant la variabilité spatiale du couvert neigeux (Wang *et al.*, 2009; Dutra *et al.*, 2011). Des études plus poussées sont nécessaires pour améliorer la routine simulant l'évolution du couvert neigeux en fonction de la végétation dans le modèle de neige.



**Figure 6.5.** Évolution du RMSE sur le SWE en fonction du  $LAI_{hiver}$  sur les 12 sites étudiés (Fig. 5.1 et table 5.2). Les valeurs de RMSE sont celles présentées dans les Tables 5.5 et 5.6 : avec assimilation des trois fréquences et les paramètres  $\omega$  et  $\tau_{snow}$  fixe (croix rouges), avec assimilation des trois fréquences et les paramètres  $\omega$  et  $\tau_{snow}$  libres (points bleus). Les courbes sont ajustées aux points tel que :  $y = a \cdot (1 - \exp(-bx))$ .

Le paramètre de végétation  $\omega$  a été calibré durant la saison estival et est gardé constant par la suite durant la saison hivernale. Or il a été démontré que ce paramètre pouvait varier en fonction de la température car la constante diélectrique de la végétation diminue avec de plus faibles températures (Way *et al.*, 1990). Un  $\omega = 0.07$  semble toutefois cohérent avec la littérature : Roy *et al.* (2013) ont estimé un  $\omega=0.063$  avec des données *in situ* et un  $\omega=0.083$  avec des données radiométriques aéroportées au Québec durant la saison hivernale. Cependant, ils ont également calculé un  $\omega = 0.13$  à partir des données AMSR-2 en hiver, sur les mêmes sites d'études, en utilisant uniquement les données avant des événements de fontes de neige. Cette différence met en évidence la difficulté de passer d'une échelle spatiale à une

autre. Aussi, l'utilisation d'un modèle simplifié  $\omega$ - $\gamma$  pour représenter les contributions MOP de la végétation induit des incertitudes car les diffusions multiples ne sont pas prises en compte (Mätzler *et al.*, 2006.) Toutefois, comme l'explique Roy (2014), ici il faut considérer ces paramètres comme des paramètres effectifs incluant l'ensemble des processus dans la canopée. Le paramètre  $\omega$  permet d'estimer l'émission MOP de la végétation et correspond à un paramètre de diffusion effectif '*de calage*' et non à l'albédo de diffusion simple (Kurum *et al.*, 2012). Le paramètre  $\gamma$  permet de partitionner les contributions du sol et de la végétation (Rahmoune *et al.*, 2013). En ajustant ces paramètres effectifs, plusieurs études ont montré la précision du modèle  $\omega$ - $\gamma$  pour simuler les contributions MOP de la végétation (Ferrazzoli *et al.*, 2002; Zhang *et al.*, 2012; Roy *et al.*, 2012). Ces paramètres dits de '*calages*' sont donc difficilement mesurables et c'est pour cette raison que nous avons d'abord choisi de les calibrer. La prise en compte du paramètre  $\omega$  et de la cohésion des grains de neige ( $\tau_{\text{snow}}$ ) comme *paramètres libres* dans le schéma d'assimilation montre toutefois de meilleurs résultats pour des couverts forestiers plus denses (LAI supérieurs à 0.4, Fig. 6.5). Cette configuration mériterait d'être approfondie en augmentant la taille de l'ensemble simulé. Comme le montre la figure 5.11, pour les stations 6 et 10 par exemple, la solution avec assimilation peut être instable d'un hiver à l'autre. Ces incertitudes peuvent se traduire par un problème de dégénérescence des particules en raison d'une sous-représentativité des solutions par rapport à l'observation. En effet, en augmentant le nombre de variable à ajuster, il convient d'augmenter la taille de l'ensemble pour mieux représenter la solution par rapport aux incertitudes.

Précisons enfin que la qualité de la modélisation du couvert forestier avec le modèle simplifié  $\omega$ - $\gamma$  dépend de la précision des produits LAI MODIS et des cartes d'occupation du sol (Circa 2000). Le signal MOP simulé est directement partitionné en fonction de ces produits. Les cartes Circa 2000 suggèrent une précision de 81.5 % pour le Nord du Canada (Olthof *et al.*, 2009), mais aucune évaluation détaillée n'a été publiée pour la zone boréale du Québec. Il a également été démontré que les cartes de LAI produites par MODIS surestiment de 12 % les données de terrain et sont considérablement influencées par le couvert nival en hiver (Yang *et al.*, 2006a).

## 6.6 Sensibilité du schéma d'assimilation

La qualité de l'assimilation dépend essentiellement de la qualité de l'ensemble simulé. Dans ce travail, cet ensemble est propagé en fonction de l'intervalle d'incertitude de chaque variable météorologique perturbée et est donc fortement lié aux valeurs estimées dans l'analyse de sensibilité des variables atmosphériques GEM, qui pourraient être affinée à l'avenir. Cet aspect est discuté dans la section 4.8. La méthode utilisée dans cette étude pour perturber l'ensemble reste néanmoins une méthode simple nous ayant permis de tester la faisabilité de l'approche sur des sites locaux. En vue d'une spatialisation, les ensembles de prévisions atmosphériques (fournit par GEM) devront être utilisés afin d'assurer une cohérence spatiale des perturbations.

La sensibilité du schéma d'assimilation à la taille de l'ensemble et les problèmes de dégénérescence associés ont été expliqués dans le Chapitre 4 (Section 4.8). Notons que l'approche est plus sensible à des problèmes de dégénérescence avec l'utilisation des observations satellites en raison de brusques variations des  $T_{Bs}$  observées qui ne peuvent physiquement pas être suivies par les  $T_{Bs}$  simulées. Notamment, par exemple, avec l'effet de cohérence (qui n'est pas simulé), avec la présence d'eau liquide dans le manteau neigeux (si elle n'est pas détectée), ou encore avec la contribution de la végétation (si elle est mal partitionnée par les données de LAI). En ce sens, la technique d'inflation de la matrice  $R$  développée permet de toujours garder une taille d'ensemble rééchantillonné raisonnable, et d'éviter une dégénérescence des particules vers une unique trajectoire tout le reste de l'hiver.

Les erreurs de modélisation n'ont pas été prises en compte dans le schéma d'assimilation. Ces erreurs sont difficilement mesurables à la même échelle spatiale que l'observation. Pourtant, une bonne connaissance de ces erreurs permettrait de prendre en compte l'augmentation des incertitudes sur les  $T_{Bs}$  reliées à la présence de neige humide et des CGs, au couvert forestier, aux erreurs de modélisation du couvert neigeux (Crocus) et de DMRT-ML, et aux erreurs d'initialisation de la chaîne de modèles (GEM). Pour représenter les incertitudes sur les processus physiques simulés avec le modèle de neige Crocus, un nouveau système de création d'ensembles Crocus a été récemment développé en implémentant différentes configurations estimant les paramètres physiques du modèle de

neige (ESCROC, Lafaysse *et al.*, 2017). Il a été démontré que seulement 35 membres étaient nécessaires pour couvrir 50 à 70 % des erreurs de simulation. Ce système paraît très prometteur pour intégrer l'erreur de modélisation et améliorer la qualité des systèmes d'assimilation de données d'ensemble pour l'estimation du SWE. Des travaux sont actuellement en développement à Météo-France pour tester cette combinaison avec des ensembles de prévisions météorologiques et créer des prédictions d'ensembles de manteaux neigeux (Vernay *et al.*, 2015). Dans le même ordre d'idée, l'erreur sur la mesure est difficilement quantifiable. Dans ce chapitre, une erreur de 2 K a été définie pour les observations d'AMSR-2 car il s'agit de l'ordre de grandeur communément utilisé. Durand *et al.* (2009) ont effectué un test de sensibilité en faisant varier de 1 à 4 K l'erreur d'observation dans leur schéma d'assimilation des  $T_{Bs}$  (EnKF). Les  $T_{Bs}$  en 19 et 37 GHz (V-pol) fournies par le satellite AMSR-E étaient assimilées. Les résultats montrent une augmentation du RMSE et du biais sur le SWE lorsque l'erreur d'observation augmente. Avec une erreur à 4 K le RMSE sur le SWE est deux fois plus important que le RMSE obtenu avec une erreur d'observation à 2 K. Ces résultats illustrent la sensibilité du SWE réajusté en fonction de l'erreur sur la mesure.

## CHAPITRE 7. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Dans cette thèse, les performances de l'équivalent en eau de la neige (SWE) dérivé de plusieurs approches ont été comparées, notamment le SWE estimé directement avec les observations satellitaires seules ( $SWE_{AMSR-E}$ ), l'inversion du SWE en combinant la télédétection et les mesures au sol ( $SWE_{GS}$ , produit GlobSnow2), en utilisant les modèles de neige seuls ( $SWE_{Crocus}$ ), et avec l'assimilation des observations satellites ( $SWE_{DA}$ ). Si le produit GlobSnow2 est 30% plus précis que le SWE directement dérivé des observations MOP satellitaires (Chapitre 3), certaines limites ont été mises en évidence, notamment sa forte sensibilité à la répartition spatiale des stations nivométriques. Ce produit estime un SWE avec une erreur de 38 % sur le Québec et n'est donc pas adapté pour des applications hydrologiques dans le contexte nordique québécois. De nouveaux outils doivent ainsi être créés pour améliorer la fiabilité des cartes de neige, et donc la prévision hydrique. Le produit GlobSnow2 fournit toutefois un jeu de données unique à l'échelle globale sur plus de 30 ans, lequel est évidemment très pertinent pour une étude des tendances climatiques.

Les travaux de cette thèse ont donc consisté à développer une approche originale pour améliorer les estimations de l'équivalent en eau de la neige à partir des observations satellitaires micro-ondes passives sans utilisation de données *in situ*. Depuis plus de 30 ans, Météo-France développe un modèle de neige multicouche, nommé Crocus, pour évaluer les risques d'avalanches. Comme tout modèle numérique, Crocus est sujet à des incertitudes, dues aux simplifications physiques du modèle mais surtout attribuées aux incertitudes sur les forçages météorologiques en raison du faible nombre de stations météorologiques au sol et de leurs résolutions spatiales. Les forçages météorologiques fournies par le modèle de prévision atmosphérique GEM ont ici été utilisés ( $10 \times 10 \text{ km}^2$ ). Une mauvaise estimation des précipitations de neige, une mauvaise distinction de la phase pluie/neige lors de redoux hivernaux ou en début/fin de saison, ou encore une mauvaise estimation d'un événement de fonte de la neige au sol a pour conséquence un manteau neigeux sur- ou sous-estimé tout au long de la saison. L'assimilation des observations micro-ondes passives satellitaires, à la même échelle que les forçages météorologiques et sensibles au SWE, permet d'ajouter de



l'information spatiale et temporelle pour réajuster le modèle d'évolution du manteau neigeux en corrigeant directement les erreurs d'initialisation. Avant de pouvoir assimiler les observations MOP, un simulateur d'observation doit être ajouté au modèle de neige dans le cas des données micro-ondes. De la qualité de ce simulateur dépend la qualité de l'assimilation. Pour simuler l'émission MOP du manteau neigeux, nous avons utilisé le modèle d'émission de la neige DMRT-ML, initialisé par les sorties du modèle de neige Crocus. Des modèles de transfert radiatif de sol, de végétation et d'atmosphère ont aussi été ajoutés pour simuler l'ensemble des contributions MOP mesurées au dessus de l'atmosphère. Cette chaîne de modèles a été calibrée à partir de campagnes de mesures de terrain au Québec. Les observations MOP fournis par le satellite AMSR-2 ( $10 \times 10 \text{ km}^2$ ) ont été utilisées. Un filtre particulaire par rééchantillonnage d'importance, une méthode d'ensemble de données et une technique d'inflation de la matrice d'erreur R ont été implémentés pour construire le schéma d'assimilation. C'est la première fois que cette chaîne de modèle est implémentée et utilisée pour améliorer les estimations de SWE. Kwon *et al.* (2016, 2017) ont développé un schéma d'assimilation global des observations MOP avec DMRT-ML et une approche basée sur un Filtre de Kalman d'ensemble. Ils ont utilisé un modèle de neige simplifié à une couche, et surtout validés leurs travaux par rapport à la hauteur de neige et non au SWE.

Pour être exploitables dans des applications hydrologiques, l'objectif fixé était une estimation du SWE avec une erreur relative ( $RPE = \frac{|Biais|}{\overline{SWE_{obs}}}$ ) sur le SWE en dessous des 15 %. Pour des manteaux neigeux ayant des SWE atteignant en moyenne  $235 \text{ kg.m}^{-2}$  en fin de saison, cela correspond à un RMSE de  $35 \text{ kg.m}^{-2}$ . L'approche a été évaluée sur une base de données unique de mesures quotidiennes de SWE sur 12 sites de 2012 à 2016. L'objectif a été atteint ( $RPE = 14.6 \%$ ) pour des sites avec des couverts forestiers inférieurs à 75% sur la cellule d'AMSR-2 associée.

Tout au long de cette thèse, nous nous sommes appliqués à répondre à une suite de questions essentielles (Section 1.5) auxquelles nous avons apporté des éléments de réponse, résumés ci-dessous :

- Quelle est la précision du modèle de neige Crocus, initialisé par le modèle de prévision atmosphérique GEM, sur le Québec ?

Le modèle de neige Crocus seul simule un SWE avec un RMSE de  $45 \text{ kg.m}^{-2}$ , soit un RPE de 22.1 % sur l'ensemble des stations du Québec ayant servi à la validation. La variation spatiale et inter-annuelle reste très importante. La variation temporelle de l'erreur pourrait, entre autres, être due aux croûtes de glace résultant de redoux hivernaux. Les variations spatiales de l'erreur seraient liées à la couverture du sol. Nous avons mis en évidence que pour des zones ayant un couvert forestier inférieur à 75 %, ces incertitudes sont de  $42.5 \text{ kg.m}^{-2}$  pour le RMSE et de 19.5 % pour le RPE.

- Concernant le simulateur d'observations, à quel point la variable décrivant la cohésion des grains de neige ( $\tau$ ) impacte sur les simulations des  $T_{Bs}$  avec le modèle DMRT-ML ?

A partir de mesures radiométriques au sol effectuées lors de différentes campagnes de mesures de terrain au Québec, il a été démontré que le paramètre de cohésion des grains de neige ( $\tau$ ) devait être fixé à 0.17 dans DMRT-ML pour optimiser les simulations d'émission MOP du manteau neigeux simulées avec Crocus. Bien que cette valeur semble a priori très faible dans la configuration "short range" (Rayleigh) de la théorie DMRT-ML, l'amélioration avant et après la calibration est significative, le RMSE moyen des  $T_{Bs}$  simulées (en 11, 19, 37 GHz) passe de 43.7 K (sans intégration des croûtes de glace) à 27.2 K (avec intégration des croûtes de glace).

- Quel est le potentiel de l'assimilation des  $T_{Bs}$  dans la chaîne de modèles implémentée et quelles informations apportent les observations en MOP pour l'estimation du SWE ?

Avec l'assimilation des observations synthétiques (obtenues à partir d'une simulation perturbée) et sans contribution de la végétation, du sol et de l'atmosphère, le RMSE sur l'ensemble de SWE simulé peut être réduit de 44 % comparé à l'ensemble de SWE simulé avec Crocus sans assimilation. Le RMSE du SWE corrigé (moyenne de l'ensemble rééchantillonné) est réduit de 82% par rapport au SWE initial.

- Comment prendre en compte et spatialiser les contributions du sol et de la végétation pour simuler le signal mesuré au niveau des capteurs satellitaires ?

Le modèle de végétation simplifié ( $\omega\text{-}\tau_{\text{opt}}$ ) et le modèle de sol de Wegmüller and Mätzler (1999) ont été calibrés durant la période estivale en fonction du LAI satellite (MODIS) afin de bénéficier de la correction de ces contributions durant la saison hivernale en fonction de cette donnée. Cette calibration ne nécessite aucune donnée au sol, seulement des données spatialisées de LAI, de fractions de couvert de forêt et des observations d'AMSR-2 durant au moins tout un été. Ces données sont facilement accessibles et gratuites.

- Quelles sont les performances des  $T_{B \text{ TOA}}$  simulées avec cette chaîne de modèles comparées aux mesures d'AMSR-2 en hiver au Québec ?

La chaîne de modèles calibrée permet de simuler des  $T_{B \text{ TOA}}$  avec un RMSE moyen de 18.0 K pour 12 sites de 2012 à 2016 par rapport aux observations d'AMSR-2.

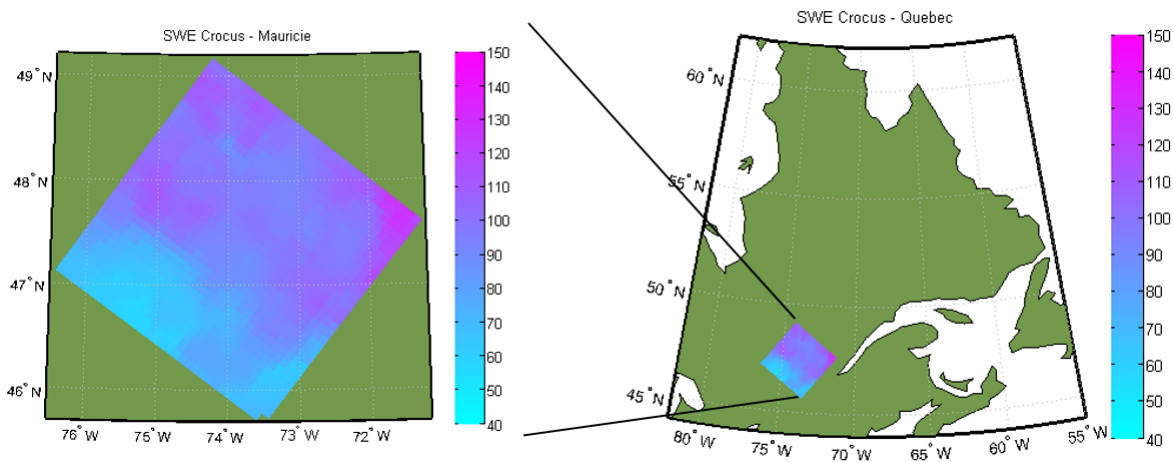
- Quelles améliorations dans l'estimation de l'EEN peut-on espérer à partir de l'assimilation des observations satellitaires en MOP, sans utilisation de données *in situ* ?

Avec l'assimilation des observations MOP satellitaires d'AMSR-2, de meilleurs résultats sont obtenus en assimilant les trois fréquences séparément (à 11, 19 et 37 GHz en polarisation verticale) et montrent un RMSE sur l'ensemble de SWE simulés réduit de 46 % comparé à l'ensemble de SWE simulés avec Crocus sans assimilation, même avec des sites ayant un couvert forestier supérieur à 75 %. L'assimilation permet une amélioration significative des SWE simulés dans 58 % des cas (43 simulations) et les biais moyens sur le SWE et sur le  $\text{SWE}_{\text{max}}$  sont réduits de 72 % par rapport aux simulations initiales sans assimilation. L'assimilation ne permet pas d'améliorer les résultats de manière significative pour des sites avec plus de 75 % de couverts forestiers. Dans les autres cas le RPE est de 15 % (contre 20 % avant assimilation), soit la précision requise pour des applications hydrologiques.

Les résultats expérimentaux présentés dans cette thèse sont encourageants et montrent que l'assimilation des observations MOP satellitaires dans une chaîne de modèles adaptée

permet d'obtenir une meilleure caractérisation de l'évolution du SWE en hiver sur tout l'Est du Canada. Cette approche peut être utilisée dans un contexte opérationnel du suivi du SWE puisqu'aucune donnée *in situ* n'est nécessaire. L'algorithme a été développé de manière à ce que cet outil soit utilisable en temps quasi-réel, en utilisant les données de prévisions atmosphériques GEM comme intrants, les données MODIS de LAI pour corriger la contribution de la végétation et les observations satellitaires d'AMSR-2, toutes accessibles gratuitement en temps quasi-réel. Cet aspect est très intéressant pour une exploitation par les gestionnaires en charge de la productivité à Hydro-Québec.

Suite à cette étude, les efforts devront se concentrer sur la spatialisation du produit afin d'accompagner, voir de remplacer, les cartes de SWE interpolées actuellement utilisées à Hydro-Québec aux endroits où les données de terrain sont peu denses. Les résultats obtenus sur un nombre important de sites d'étude (12) sont encourageants quant à la performance d'une assimilation distribuée. Actuellement, Crocus est spatialisable s'il est initialisé avec des modèles météorologiques français ou européens (comme ARPEGE par exemple), mais pas avec les modèles canadiens comme GEM (grille de projection non adaptée). La spatialisation de Crocus sur tout l'hémisphère Nord est en cours de développement à Environnement Canada (communication personnelle Vincent Vionnet 2017). Nous avons développé un algorithme permettant de simuler des cartes de SWE avec Crocus à partir de simulations pixels par pixels. La Figure 7.1 illustre une carte de SWE (sans assimilation) simulés avec Crocus initialisé par GEM sur le bassin versant de la Saint-Maurice (projection sur la grille GEM 10x10 km<sup>2</sup>). La carte est simulée pour le 1<sup>er</sup> Janvier 2016. De fortes variations du couvert nival sont visibles, allant de 40 à 150 kg m<sup>-2</sup>. La zone avec le plus d'accumulation est située à l'Est, proche de la zone maritime, et la zone avec le moins de neige correspond à une région urbanisée (Montréal et ses environs). Ces résultats sont cohérents avec les mesures aux stations GMON. Un travail d'optimisation de l'algorithme devra être approfondi pour des applications futurs.



**Figure 7.1.** SWE Crocus ( $\text{kg.m}^{-2}$ ) simulés le 1<sup>er</sup> Janvier 2016 sur le bassin versant de la Mauricie, au Sud du Québec. Crocus est initialisé par les forçages météorologiques GEM.

Pour appliquer la méthode d'assimilation à l'échelle spatiale, deux points devront être considérés :

- Cohérence spatiale des forçages météorologiques perturbés :

Dans cette étude, les forçages météorologiques sont perturbés de manière stochastique (aléatoire). Cette méthode de création d'ensembles était justifiée pour tester et valider l'approche ponctuellement, sur des pixels complètement indépendants les uns des autres. Toutefois, pour une spatialisation de l'approche, des ensembles perturbés cohérents devront être utilisés. Le Système Régional de Prévision d'Ensemble ('SRPE', créé à partir de 20 perturbations avec différents paramétrages physiques, cycles d'assimilation, etc.) pourra être exploité puisqu'il fournit des ensembles de prévisions probabilistes deux fois par jours avec le modèle atmosphérique GEM sur une grille incluant le Canada avec une résolution spatiale de 15 km (Charrons *et al.*, 2011). Ces produits sont disponibles gratuitement depuis 2014 et ont déjà été étudiés pour la prévision des crues au Québec (Fortin *et al.*, 2015). Néanmoins, des biais existent sur ces ensembles (sous-représentativité) puisqu'il est impossible de connaître parfaitement toutes les sources d'incertitudes associées aux prévisions météorologiques (problème dû au manque d'observations au sol). Des travaux sont en cours à l'IREQ pour post-traiter ces ensembles de prévision afin de mieux représenter la réalité,

notamment à partir de méthodes statistiques pour compenser les incertitudes qui ne sont pas prises en compte et re-disperser l'ensemble (Boucher *et al.*, 2015; Perreault *et al.*, 2016, 2017).

- Estimations et spatialisation des erreurs de modélisation et d'observation :

Cette étude repose sur l'hypothèse forte que les forçages météorologiques sont les seules sources d'erreurs dans les simulations. Pour prendre en compte les erreurs inhérentes à la physique du modèle de neige, un produit permettant de créer un ensemble multi-physique de simulations Crocus vient d'être développé par Météo-France (ESCROC, Lafaysse *et al.*, 2017) et pourra être utilisé pour représenter l'erreur du modèle dans le schéma d'assimilation.

Un nouveau produit de prévision météorologique dérivé du modèle GEM (*GEM-LAM*) est maintenant disponible pour tout le Canada, avec une résolution de  $2.5 \times 2.5 \text{ km}^2$ , et pourra être utilisé pour mieux capter les événements météorologiques. De plus, la sensibilité de la méthode en fonction de la résolution spatiale des observations satellitaires MOP pourra être analysée en utilisant le produit CETB (« *Calibrated, Enhanced-Resolution Brightness Temperature* », Hardman *et al.*, 2017) maintenant disponible sur le site NSIDC. Ce produit combine plusieurs produits satellitaires (SMMR, SSM/I-SSMIS et AMSR-E) avec un algorithme de reconstruction d'image (Long *et al.*, 1998) et fournit des  $T_B$ s à une résolution de 3.125 km de résolution de 1979 à 2016 (contre 10 km pour les produits AMSR-2 utilisés dans cette étude). Ce nouveau produit ne pourra pas être exploité dans un cadre opérationnel puisqu'il s'agit de ré-analyses, mais pourra permettre d'affiner l'estimation de l'erreur d'observation pour améliorer la qualité de l'assimilation. Aussi, des masques devront être appliqués pour éviter les pixels composés majoritairement de lacs ou de montagne et les pixels côtiers devront être écartés au cas où il y aurait une erreur de géolocalisation du satellite trop importante. Enfin, l'apport de cette information distribuée de l'équivalent en eau de la neige dans les modèles hydrologiques d'Hydro-Québec devra être évalué.

Dans ce projet de thèse, le temps de calcul des simulations était une contrainte importante. L'assimilation d'ensemble de données est connue pour être une technique coûteuse en temps de calculs et il convient de vérifier si ce temps est raisonnable pour une mise en application opérationnelle de la chaîne de traitement en temps quasi-réel. Ce temps de calculs dépend en particulier du nombre de fréquences assimilées, de nombre de variables à réajuster, du nombre de couches simulées par le modèle neige et de la taille de l'ensemble utilisé. Chacune de ces composantes a fait l'objet d'une étude de sensibilité pour trouver la combinaison optimale avec un temps de calcul raisonnable (voir Chap. 4 et 5). La configuration finale est la suivante : 3 fréquences assimilées simultanément (11, 19 et 37 GHz), 4 variables d'état à ajuster ( $T_{\text{air}}$ , précipitations, vitesse du vent,  $SW_{\text{down}}$ ), 15 couches simulées dans le manteau neigeux et un ensemble de 150 membres pour appliquer l'assimilation (avec  $N_{\text{eff}}$  fixé à 25). En utilisant le serveur Mammouth Parallèle 2 de Calcul Québec, avec un nœud de 24 cœurs, nous simulons 961 cellules en 24 heures, soit une zone de 96 100 km<sup>2</sup> (une cellule = un pixel AMSR-2 de 10x10 km<sup>2</sup>), soit un carré de 310 x 310 km<sup>2</sup>. À titre d'exemple, le bassin versant de la Mauricie a une superficie de 42 651 km<sup>2</sup>. Le temps de calcul est donc raisonnable pour appliquer la méthodologie sur l'ensemble d'un bassin versant dans un contexte opérationnel.

Aucune mission satellitaire dans la continuité d'AMSR-2 n'est prévue à ce jour, ce qui laisse peu de perspectives quant à l'amélioration de la résolution spatiale des observations en MOP en temps quasi-réel, et la durée de vie de cette mission n'est pas assurée après 2020. Depuis plusieurs années, la communauté scientifique s'intéresse au domaine des micro-ondes actives pour inverser un SWE, comme avec les missions TerraSAR-X ou TanDEM-X par exemple. Ces observations offrent l'avantage d'une meilleure résolution spatiale en bandes X et Ku, mais ont toutefois l'inconvénient d'une mauvaise résolution temporelle, qui est tout aussi importante pour le suivi de l'évolution du manteau neigeux. Aucun produit de SWE dérivés des micro-ondes actives n'est actuellement disponible (voir Section 2.2.2). Néanmoins, la future mission satellitaire WCOM laisse entrevoir une amélioration majeure dans ce domaine (Shi *et al.*, 2014). Il s'agit de la première mission satellitaire chinoise

combinant des mesures micro-ondes actives et passives, avec des revisites bi-quotidiennes sur une large gamme de fréquences (de la bande L à la bande W). Les caractéristiques des deux radiomètres (bandes L, Ku, K) et du scatteromètre (bande X, Ku) embarqués sont décrites dans la Table 7.1. Chaque domaine de fréquences pourra être utilisé pour affiner les algorithmes d'inversion du SWE à l'aide d'algorithmes multi-fréquences et multi-polarisations (Shi *et al.*, 2017). À terme, des produits de SWE quotidiens pourront être développés à partir des bandes X-Ku, à une résolution spatiale de 2-5 km. La méthodologie développée dans ce projet de thèse pourra aussi être adaptée sur de l'actif afin d'utiliser ces observations WCOM. Pour cela, il faudra coupler un modèle de transfert radiatif permettant de simuler le signal rétrodiffusé, comme le modèle 'bi-continuous-VRT' (Ding *et al.*, 2010), à un modèle de neige. Le lancement du satellite est prévu pour 2020.

**Table 7.1.** Caractéristiques des instruments embarqués sur le satellite WCOM. Tiré de Shi *et al.*, 2014. FPIR: « *Fully polarized interferometric synthetic aperture microwave radiometer* ». PMI: « *Polarized microwave radiometric imager* ». DFPSCAT: « *Dual-frequency polarized SCATterometer* ».

	FPIR	PMI	DFPSCAT
Frequencies	L, S, C	6.8,10.65,18.7,23.8,37,89,150 GHz	X, Ku
Mean spatial resolution (km)	15~50	4~50	2~5
Swath Width (km)	>1000	>1000	>1000
Sensitivity	0.1~0.2 K	0.3~0.5 K	0.5 dB
Polarization mode	Full-pol	Full-pol for selected frequencies	Full-pol
Detection elements	Soil moisture, Ocean salinity	Land/Sea surface temperature, Water vapor, Precipitation, and etc.	Snow water equivalent, Soil freeze-thaw



## RÉFÉRENCES (HORS ARTICLES)

- Abdalati, W., and K. Steffen (1995). Passive microwave-derived snow melt regions on the Greenland ice sheet, *Geophys. Res. Lett.*, 22, 787–790.
- Amlien, J. (2008) Remote sensing of snow with passive microwave radiometers. A review of current algorithms. Norsk Regnesentral, Rapport N°. 1019. Oslo, Norvège.
- Albert, M.R., Hardy, J.P., Marsh, P., (1993). An introduction to snow hydrology and its integration with physical, chemical and biological systems.
- Andreadis, K. M. And Lettenmaier, D. P. (2006) Assimilating remotely sensed snow observations into a macroscale hydrology model, *Advances in Water Resources*, vol. 29, p. 872-886.
- Arulampalam, M.S., Maskell, S., Gordon, N., Clapp, T. (2002). A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking. *IEEE Transactions on Signal Processing* 50 (2), 174–188
- Balsamo, G., C. Albergel, A. Beljaars, S. Boussetta, E. Brun, H. Cloke, D. Dee, E. Dutra, J. Muñoz-Sabater, F. Pappenberger, P. de Rosnay, T. Stockdale, and F. Vitart (2015). ERA-Interim/Land: a global land surface reanalysis data set. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 19, 389-407
- Bartlett, P., and M. Lehning (2002). A physical SNOWPACK model for the Swiss avalanche warning: Part I: numerical model, *Cold. Reg. Sci. Technol.*, 35(3), 123–145.
- Bergeron, J. (2012). Estimation de la superficie du couvert nival à partir d’une combinaison des données de télédétection MODIS et AMSR-E dans un contexte de prévision des crues printanières au Québec, Mémoire de maîtrise, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Canada, p. 134.
- Bergeron, J., Royer, A., Turcotte, R. et Roy, A. (2013). Snow cover estimation using blended MODIS and AMSR-E data for improved watershed-scale spring streamflow forecasts in Québec, Canada, *Hydrological Processes*, (HYP-12-0524).
- Bergeron, J.M., M. Trudel, R. Leconte (2016). Combined assimilation of streamflow and snow water equivalent for mid-term ensemble streamflow forecasts in snow-dominated regions. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 20 (10) (2016), p. 4375
- Bernier M., Fortin J.-P., Gauthier Y., Gauthier R., Roy R. and Vincent P. (1999) Determination of snow water equivalent using RADARSAT SAR in eastern Canada. *Hydrological Processes*, 13, 3041–3051.

- Bernier, P. Y. (1987). Microwave remote sensing of snowpack properties - Potential and limitations, *Nordic Hydrology*, vol. 18, p. 1-20.
- Boone, A., and P. Etchevers (2001). An intercomparison of three snow schemes of varying complexity coupled to the same land surface model: Local-scale evaluation at an Alpine site, *J. Hydrometeorol.*, 2(4), 374–394.
- Boucher, M. A., Perreault, L., Anctil, F., and Favre, A. C. (2015). Exploratory analysis of statistical post-processing methods for hydrological ensemble forecasts. *Hydrological processes*, 29(6), 1141-1155.
- Brasnett, B. (1999). A global analysis of snow depth for numerical weather prediction. *J. Appl. Meteorol.* 38: 726–740.
- Brown, R., and D. Tapsoba (2007). Improved mapping of snow water equivalent over Quebec. *64th Eastern Snow Conference* St. John's, Newfoundland, Canada.
- Brown, R. (2007). The Snow Climate of Quebec: A compilation of data sources and information for characterizing the snow cover of Québec. *Ouranos Internal Report* November 27, 2007.
- Brown, R., C. Derksen, and L. Wang (2010). A multi-dataset analysis of variability and change in Arctic spring snow cover extent, 1967–2008. *J. Geophys. Res.*,
- Brown, R. D., B. Brasnett, and D. Robinson (2003). Gridded North American monthly snow depth and snow water equivalent for GCM evaluation. *Atmos.–Ocean*, 41, 1–14,
- Brown, R., and W. P. Mote (2009). The response of Northern Hemisphere snow cover to a changing climate. *J. Climate*, 22, 2124–2145
- Brucker L., A. Royer, G. Picard, A. Langlois, M. Fily, (2011). Hourly simulations of the microwave brightness temperature of seasonal snow in Quebec, Canada, using a coupled snow evolution-emission model. *Rem. Sens. of Enviro.* 115, 1966-1977.
- Brucker, L., G. Picard, L. Arnaud, et al. (2011). "Modeling time series of microwave brightness temperature at Dome C, Antarctica, using vertically resolved snow temperature and microstructure measurements." *Journal of Glaciology*, **57 (201)**: 171-182
- Brucker, L., A. Royer, G. Picard, A. Langlois, and M. Fily (2010). Hourly simulations of seasonal snow microwave brightness temperature using coupled snow evolution-emission models in Québec, Canada, *Remote Sens. Environ.*, 115, 1966–1977.
- Brun, E., Martin. E., Simon. V., Gendre. C., and Coleou. C. (1989). An energy and mass model of snow cover suitable for operational avalanche forecasting. *The Journal of Glaciology*. 35. 333–342.

- Cai, S., L. Dongyue, M. Durand, D.A. Margulis (2017). Examination of the impacts of vegetation on the correlation between snow water equivalent and passive microwave brightness temperature. *Remote Sensing of Environment*. 193: 244-256.
- Carmagnola, C. M., Morin. S., Lafaysse. M., Domine. F., Lesaffre. B., Lejeune. Y., Picard. G., and Arnaud. L. (2014). Implementation and evaluation of prognostic representations of the optical diameter of snow in the SURFEX/ISBA-Crocus detailed snowpack model. *The Cryosphere*. 8. 417-437.
- Chang, A. T. C., J. L. Foster, and A. Rango (1991). Utilization of surface cover composition to improve the microwave determination of snow water equivalent in a mountainous basin, *Int. J. Remote Sens.*, 12, 2311-2319, 1991.
- Chang A T C, Foster J L, Hall D K (1996). Effects of forest on the snow parameters derived from microwave measurements during the boreal winter field campaign. *Hydrological Processes*, 10(12): 1565–1574.
- Chang, A.T.C., J. L. Foster, and D. K. Hall (1987). Nimbus-7 derived global snow cover parameters. *Ann. Glaciol.*, 9, 39–44
- Chang, A. T. C. J. L. Foster and D. K. Hall (1996). Effects of forest on the snow parameters derived from microwave measurements during the BOREAS winter field campaign. *Hydrol. Processes*. 10. 1565-1574.
- Chang, A.T.C., J.L. Foster, D.K. Hall, A. Rango, B.K. Hartline (1982). Snow water equivalent estimation by microwave radiometry. *Cold Regions Science and Technology*, 5 (1982), pp. 259-267
- Charrois, L., Cosme. E., Dumont. M., Lafaysse. M., Morin. S., Libois. Q., and Picard. G. (2016). On the assimilation of optical reflectances and snow depth observations into a detailed snowpack model. *The Cryosphere*. 10. 1021–1038.
- Charron, M., Frenette, R., Gagnon, N., 2011. Première mise en oeuvre opérationnelle du système régional de prevision d'ensemble (SRPE 1.0.0). *Environment Canada*, 22 pp.
- Che, T., Li, X., Jin, R., and Huang, C. (2014). Assimilating passive microwave remote sensing data into a land surface model to improve the estimation of snow depth, *Remote Sens. Environ.*, 143, 54–63.
- Choquette Y., Lavigne. P., Nadeau. M., Ducharme. P., Martin. J. P., Houdayer. A., and Rogoza. J. (2008). GMON, a new sensor for snow water equivalent via gamma monitoring. Proceedings Whistler 2008 International Snow Science Workshop. 21–27 September 2008. Whistler. B.C.

- Colbeck (1982a): S.C. Colbeck An overview of seasonal snow metamorphism. *Rev. Geophys. Space Phys.*, 20 (1) (1982), pp. 45-61.
- Colbeck (1982b): S.C. Colbeck Growth of Faceted Crystals in a snow cover. *CRREL Report 82-29, U.S. Army Cold Regions Research and Engineering Laboratory*, Hanover, New Hampshire
- Côté, J., S. Gravel. A. Méthot. A. Patoine. M. Roch and A. Staniforth (1998). The operational CMC-MRB Global Environmental Multiscale model: Part I - Design considerations and formulation. *Monthly Weather Review*. 126. 1373-1395.
- Cui Y., C. Xiong, J. Lemmetyinen, J. Shi , L. Jiang, B. Peng, H. Li, T. Zhao, D. Ji and T. Hu. (2016). Estimating Snow Water Equivalent with Backscattering at X and Ku Band Based on Absorption Loss. *Remote Sens.* 2016, 8, 505
- De Lannoy, G.J.M., R. Reichle, P. Houser, K. Arsenault, N. Verhoest, and V. Pauwels, (2010). Satellite-Scale Snow Water Equivalent Assimilation into a High-Resolution Land Surface Model. *J. Hydrometeorol.*, 11, 352-369.
- De Lannoy, G. J. M., R. H. Reichle, K. R. Arsenault, P. R. Houser, S. Kumar, N. E. C. Verhoest, and V. R. N. Pauwels (2012). Multiscale assimilation of AMSR-E snow water equivalent and MODIS snow cover fraction observations in northern Colorado. *Water Resources Research*. 48(1). W01522.
- De Sève, D., M. Bernier, J.P. Fortin, and A.E. Walker (1997). Preliminary analysis of the snow microwave radiometry using SSM/I passive microwave data: The case of the La Grande River watershed (Québec). *Ann. of Glaciol.* 25: 353–361.
- De Sève D., M. Bernier, J.P. Fortin, and A. Walker (1999). Spatio-temporal analysis of microwave radiometry of snow cover with SSM/I data in a taïga area. Eastern Snow Conference. Fredericton, Canada, pp. 200-205, June 1999.
- De Sève, D., M. Bernier, J.-P. Fortin and A. Walker (2000). Estimation of Snow Water Equivalent (SWE) in Taïga Using a New Passive Microwave Algorithm. CRYSYS meeting, University of Manitoba, Winnipeg, Canada, March 5 -7.
- De Sève, D., N. Évora, D., Tapsoba (2005). Estimation de l'équivalent en eau de la neige à l'aide des données issues du capteur SSM/I. Rapport scientifique IREQ-2005, Institut de recherche d'Hydro-Québec., avril 2005. 50p.
- De Sève D., N. D. Evora, and D. Tapsoba (2007). Comparison of three algorithms for estimating Snow Water Equivalent (SWE) over the La Grande River watershed using SSM/I data in the context of Hydro- Québec's hydraulic power management. Conference: Geosci. Rem. Sens. Symp., 2007. IGARSS 2007. IEEE International.

- De Seve, D (2014). *Cartographie neige/non-neige: résultats étape 3*, Rapport scientifique IREQ-2014, Institut de recherche d'Hydro-Québec. Mars 2014, 54 p.
- Dechant C. and H. Moradkhani (2011). Radiance data assimilation for operational snow and streamflow forecasting. *Adv. Water Resou.* 34(3), 351–364
- Derksen, c., A. Walker, E. LeDrew, and B. Goodison (2002b). Time series analysis of passive microwave derived central North American snow water equivalent imagery. *Ann. Glaciol.*, 34, 1–7
- Derksen, C., P. Toose, A. Rees, L. Wang, M. English, A. Walker, and M. Sturm (2010). Development of a tundra-specific snow water equivalent retrieval algorithm for satellite passive microwave data, *Remote Sens. Environ.*, 114, 1699–1709.
- Derksen, C., A. Walker, and B. Goodison (2005). Evaluation of passive microwave snow water equivalent retrievals across the boreal forest/tundra transition of western Canada, *Rem. Sens. of Enviro.*, 96(3–4), 315–327.
- Derksen, C. (2008). The contribution of AMSR-E 18.7 and 10.7 GHz measurements to improved boreal forest snow water equivalent retrievals. *Rem. Sens. of Enviro.* 112: 2700-2709.
- Ding, F., Z. B. Sun, and J. L. Liu (2010). Correlations of snow depth over the Tibetan Plateau in winter and spring with precipitation in summer over China. *Trans. Atmos. Sci.*, 32, 783–791.
- Dobson, M.C., F.T. Ulaby, M.T. Hallikainen, and M.A. El-Rayes (1985). “Microwave dielectric behavior of wet soil-part II: dielectric mixing models,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. Vol. GE-23, no. 1, pp. 35-46, Jan. 1985.
- Dolant C., A. Langlois, B. Montpetit, L. Brucker. A. Roy and A. Royer (2016). Development of a rain-on-snow detection algorithm using passive microwave radiometry. *Hydrol. Process*. Published online in Wiley Online Library. DOI: 10.1002/hyp.10828
- Dong, J., J. P. Walker, and P. R. Houser (2005), Factors affecting remotely sensed snow water equivalent uncertainty, *Remote Sens. Environ.*, 97, 68–82.
- Doucet, A., De Freitas, N., Gordon, N., et al. (2001). Sequential Monte Carlo methods in practice. *Springer New York*.
- Doucet, A. (1998), On sequential simulation-based methods for Bayesian filtering 1998, *Tech. Rep. CUED/F-INFENG/TR 310*, Dep. of Eng., Cambridge Univ., Cambridge, UK.
- Douville, H, and J. F. Mahfouf (1995). A new snow parameterization for the Me'teo-France Climate Model. 1. Validation in standalone experiments. *Climate Dyn.* 12, 21–35.

- Drobot, M.R. Anderson (2001). An improved method for determining snowmelt onset dates over Arctic sea ice using scanning multichannel microwave radiometer and special sensor microwave/imager data. *J. Geophys. Res.-Atmos.*, 106 (2001), pp. 24033-24049
- Durand, M. and S. Margulis (2006). Feasibility test of multi-frequency radiometric data assimilation to estimate snow water equivalent, *Journal of Hydrometeorology*, Vol. 7(3). 443–457.
- Durand, M., E. J. Kim, and S. A. Margulis (2009). Radiance assimilation shows promise for snowpack characterization. *Geophys. Res. Lett.*, 36. L02503.
- Durand, M., E. Kim, S. Margulis, and N. Molotch (2011). A first-order characterization of errors from neglecting stratigraphy in forward and inverse passive microwave modeling of snow. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 8(4). 730–734
- Dutra, S. Kotlarski, P. Viterbo, G. Balsamo, P. M. A. Miranda, C. Schaer, P (2011a). Bissolli, and T. Jonas, 2011a: Snow cover sensitivity to horizontal resolution, parameterizations and atmospheric forcing in a land surface model. *J. Geophys. Res.*, 116, D21109
- Ellis CR, Pomeroy JW, Brown T, MacDonald J. (2010). Simulation of snow accumulation and melt in needleleaf forest environments. *Hydrology and Earth System Sciences* 14: 925– 940.
- Etchevers, P., E. Martin, R. Brown, C. Fierz, Y. Lejeune, E. Bazile, A. Boone, Y.-J. Dai, R. Essery, A. Fernandez, Y. Gusev, R. Jordan, et al. (2004). Validation of the energy budget of an alpine snowpack simulated by several models (SnowMIP project). *Annals of Glaciology* 38:150–158
- Ferrazzoli, P., and L. Guerriero (1996). Passive microwave remote sensing of forests: A model investigation, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 34, 433-443, 1996.
- Ferrazzoli P., Guerriero L., Wigneron J.-P. (2002). Simulating L-band emission of forests in view of future satellite applications. *IEEE Transaction Geoscience and Remote Sensing*, 40: 2700-2708.
- Flanner, M. G., K. M. Shell, M. Barlage, D. K. Perovich, and M. A. Tschudi (2011), Radiative forcing and albedo feedback from the Northern Hemisphere cryosphere between 1979 and 2008, *Nat. Geosci.*, 4, 151–155.
- Fortin, J.-P., R. Turcotte, S. Massicotte, R. Moussa, J. Fitzback et J.-P. Villeneuve (2001). "Distributed Watershed Model Compatible with Remote Sensing and GIS Data. 1: Description of Model." *Journal of Hydrologic Engineering* 6(2): 91-99.

- Fortin, J. P., R. Moussa, C. Bocquillon et J. P. Villeneuve (1995). "HYDROTEL, un modèle hydrologique distribué pouvant bénéficier des données fournies par la télédétection et les systèmes d'informations." *Revue des sciences de l'eau* 8(1):97-12
- Fortin, V. (2015). Évaluation de l'efficacité des prévisions météorologiques aux fins de la prévision des crues du lac Champlain et la rivière Richelieu. Rapport technique rédigé pour le Groupe de travail technique international du lac Champlain et de la rivière Richelieu, 31 août 2015.
- Foster J, Sun C, Walker J, Kelly R, Chang A, Dong J, Powell H. (2005). Quantifying the uncertainty in passive microwave snow water equivalent observations. *Remote Sensing of Environment* 94: 187–203.
- Franklin, S.E. (1987). Terrain analysis from digital patterns in geomorphometry and Landsat MSS spectral response. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 53, 59-65.
- Gong, G., D. Entekhabi, J. Cohen, and D. Robinson (2004): Sensitivity of atmospheric response to modeled snow anomaly characteristics. *J. Geophys. Res.*, 109, D06107.
- Gordon, N. J., Salmond, D. J., and Smith, A. F. (1993). Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation, *IEEE Proc.-F*, 140, 107–113, 1993
- Green J., C. Kongoli, A. Prakash, M. Sturm, C. Duguay, and S. Li. (2012). Quantifying the relationships between Lake Fraction, snow water equivalent and snow depth, and microwave brightness temperatures in an arctic tundra landscape. *Rem. Sens. of Enviro.* 127, 329-340.
- Hall, D. K., G. Riggs, V. Salomonson, N. E. DiGirolamo, and K. J. Bayr (2002). MODIS snow cover products, *Remote Sens. Environ.*, 83, 181 – 194.
- Hallikainen. M.T. (1989). Microwave radiometry of snow. *Advances in Space Research*, 9 (1989), pp. 267-275
- Hallikainen, M. (1984). "Retrieval of Snow Water Equivalent from Nimbus-7 SMMR Data: Effect of Land-Cover Categories and Weather Conditions." *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, OE-9(5): 372-376.
- Hallikainen, M., Ulaby, F., and Abdelrazik, M. (1986). Dielectric properties of snow in the 3 to 37 GHz range. IEEE manuscript of the HUT snow emission model-based algorithm. *Trans. Antennas Propagation* 34:1329–1340
- Hardman, M. A., Brodzik, M. J., Long, D. G., Ramage, J. M. (2017). Calibrated, Enhanced-Resolution Brightness Temperature ESDR. C51C-0993 AGU Fall Meeting, New Orleans, LA, 11-15 Dec 2017

- Hedstrom, N.R. and J.W. Pomeroy. (1998). Measurements and modelling of snow interception in the boreal forest. *Hydrol. Proc.* 12: 1611–1625.
- Imaoka, K., M. Kachi, M. Kasahara, K. Nakagawa, and T. Oki (2010). Instrument performance and calibration of AMSR-E and AMSR2, paper presented at International Archives of the Photogrammetry, *Remote Sensing and Spatial Information Science*, ISPRS, Kyoto, Japan.
- Jin, Y. Q. (1994). Electromagnetic scattering modelling for quantitative remote sensing. World Scientific.
- Josberger E, Mognard N, Lind B, Matthews R, Carroll T (1998). Snowpack water-equivalent estimates from satellite and aircraft remote-sensing measurements of the Red River basin. North-central U.S.A, *Annals of Glaciology*. 26:119–124
- Jutras, S., A. N. Rousseau and C. Clerc (2009). Implementation of a peatland-specific water budget algorithm in HYDROTEL. *Canadian Water Resources Journal* 3a (1):349-364
- Kang, S., Y. Zhang, B. Grigholm, S. Kaspari, D. Qin, J. Ren, P. Mayewski (2010). Variability of atmospheric dust loading over the central Tibetan Plateau based on ice core glaciochemistry. *Atmos. Environ.*, 44 (2010), pp. 2980-2989
- Kelly, R., A. T. C. Chang, L. Tsang, and J. Foster (2003). A prototype AMSR-E global snow area and snow depth algorithm. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*. 41(2). 230–242.
- Kelly, R. E. (2009), The AMSR-E snow depth algorithm: Description and initial results, *J. Remote Sens. Soc. Jpn.*, 29(1), 307–317.
- Kern *et al.* (2008). CoReH20: Candidate earth explorer core missions. Reports for Assessment, ESA SP-1313(3), 104pp. (ISSN0379-6566). Noordwijk: Mission Science Division, ESA-ESTEC
- Koenig, L. S., & Forster, R. R. (2004). Evaluation of passive microwave snow water equivalent algorithms in the depth hoar-dominated snowpack of the Kuparuk River Watershed, Alaska, USA. *Remote Sensing of Environment*, 93(4), 511-527.
- Kurum, M., Lang, R. H., O'Neill, P. E., Joseph, A. T., Jackson, T. J., & Cosh, M. (2011). A first-order radiative transfer model for microwave radiometry of forest canopies at L-band. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 49(9), 3167–3179.
- Kuipers Munneke, P., Picard, G., van den Broeke, M. R., Lenaerts, J. T. M., and van Meijgaard, E. (2012). Insignificant change in Antarctic snowmelt volume since 1979, *Geophys. Res. Lett.*, 39, 6–10.



- Kurum, M., O'Neill, P. E., Lang, R. H., Joseph, A. T., Cosh, M. H. et Jackson, T. J. (2012) Effective tree scattering and opacity at L-band, *Remote Sensing Environment*, vol.118, p. 1-9.
- Kurvonen L., Hallikainen M. (1997). Influence of land-cover category on brightness temperature of snow. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35 (2) (1997), pp. 367-377
- Kwon, Y., Z.-L. Yang, L. Zhao, T. J. Hoar, A. M. Toure, and M. Rodell (2016). Estimating snow water storage in North America using CLM4, DART, and snow radiance data as- simulation. *J. Hydrometeor.*, 17, 2853–2874.
- Kwon, Y., Z.-L. Yang, T. J. Hoar and A. M. Toure (2017). Improving the Radiance Assimilation Performance in Estimating Snow Water Storage across Snow and Land-Cover Types in North America. *J. Hydrometeor.*, 18, 651-668, DOI: 10.1175/JHM-D-16-0102.1
- Lafaysse, M., S. Morin, C. Coléou, M. Vernay, D. Serça, F. Besson, J. Willemet, G. Giraud, Y. Durand (2013). Towards a new chain of models for avalanche hazard forecasting in french mountain ranges, including low altitude mountains, *Proceedings of International Snow Science Workshop Grenoble–Chamonix Mont-Blanc* (2013), pp. 162-166
- Lafaysse, M., Cluzet, B., Dumont, M., Lejeune, Y., Vionnet, V., and Morin, S. (2017). A multiphysical ensemble system of numerical snow modelling, *The Cryosphere*, 11, 1173–1198, <https://doi.org/10.5194/tc-11-1173-2017>, 2017.
- Langlois, A., A. Royer, and K. Goïta (2010). Analysis of simulated and spaceborne passive microwave brightness temperatures using in situ measurements of snow and vegetation properties, *Can. J. Remote Sensing*, 36, S135–S148.
- Langlois, A., A. Royer, C. Derksen, B. Montpetit, F. Dupont, and K. Goïta (2012). Coupling of the snow thermodynamic model SNOWPACK with the Microwave Emission Model for Layered Snowpacks (MEMLS) for subarctic and arctic Snow Water Equivalent retrievals. *Water Resour. Res.*, 48, W12524, doi: 10.1029/2012WR012133.
- Langlois, A., J. Bergeron, R. Brown, A. Royer, R. Harvey, A. Roy, L. Wang, and N. Thériault, (2014). Evaluation of CLASS 2.7 and 3.5 simulations of snow properties from the Canadian Regional Climate Model (CRCM4) over Québec, Canada. *J. of Hydrometeo*. Doi: <http://dx.doi.org/10.1175/JHM-D-13-055.1>

- Leduc, Martin; Laprise, René; de Elía, Ramón et Šeparović, Leo (2016). « Is Institutional Democracy a Good Proxy for Model Independence? ». *Journal of Climate*, 29(23), pp. 8301-8316.
- Lehning M., P. B. Bartelt, R. L. Brown, C. Fierz, and P. Satyawali (2002), A physical SNOWPACK model for the Swiss Avalanche Warning Services. *Part II: Snow Microstructure*, *Cold Regions Science and Technology*, 35, 147–167.
- Lemke, P., J. Ren, R.B. Alley, I. Allison, J. Carrasco, G. Flato, Y. Fujii, G. Kaser, P. Mote, R.H. Thomas and T. Zhang, (2007). Observations: Changes in Snow, Ice and Frozen Ground. In: *Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [Solomon, S., D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M. Tignor and H.L. Miller (Eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.
- Lemmetyinen, J., Pulliainen, J., Rees, A., Kontu, A., and Derksen, C. (2010). Multiple-layer adaptation of HUT snow emission model: comparison with experimental data, *IEEE T. Geosci. Remote*, 48, 2781–2794
- Leppänen, L., Kontu, A., Vehviläinen, J., Lemmetyinen, J., and Pulliainen, J. (2015). Comparison of traditional and optical grain-size field measurements with SNOWPACK simulations in a taiga snowpack, *J. Glaciol.*, 61, 151–162, 2015.
- Li, H. Zuo Wang, Guangjun He, and Wang Man (2017). Estimating Snow Depth and Snow Water Equivalence Using Repeat-Pass Interferometric SAR in the Northern Piedmont Region of the Tianshan Mountains, *Journal of Sensors*, vol. 2017, Article ID 8739598, and 17 pages.
- Liebe, H. (1989) MPM - an atmospheric millimeter-wave propagation model, *International Journal of Infrared and Millimeter Waves*, vol. 10, p. 631-650.
- Löwe H. and G. Picard (2015). Microwave scattering coefficient of snow in MEMLS and DMRT-ML revisited: the relevance of sticky hard spheres and tomography-based estimates of stickiness. *Cryosphere*. 9. pp. 2101–2117
- Luoju K., J., Pulliainen, M. Takala, J. Lemmetyinen, T. Smolander, and C. Derksen (2014). The GlobSnow Snow Water Equivalent Product. 22 July 2014 – *SnowPEX ISSPI-1*, College Park, Maryland, USA
- Mätzler, C. (1994). Passive microwave signatures of landscapes in winter. *Meteorol. Atmos. Phys.*, 54. 241–260.

- Mätzler, C., E. Schanda, and W. Good (1982). Towards the definition of optimum sensor specifications for microwave remote sensing of snow. *IEEE Trans. Geosci. And Rem. Sens.*, GE-20, 57–66.
- Mätzler, C. and Wiesmann, A. (1999). Extension of the microwave emission model of layered snowpacks to coarse-grained snow, *Remote Sens. Environ.*, 70, 317–325
- Mätzler, C. and Melsheimer, C. (2006). Radiative transfer and microwave radiometry, in: Thermal Microwave Radiation – Applications for Remote Sensing, ET Electromagnetic Waves Series 52, 1–23, *Institution of Engineering and Technology* (IET), London, UK, 2006.
- Mätzler C. (Ed.), P.W. Rosenkranz, A. Battaglia and J.P. Wigneron (Co-Eds.) (2006). Thermal Microwave Radiation - Applications for Remote Sensing, *IET Electromagnetic Waves Series 52*, (London, UK).
- Mironov, V. L., De Roo, R. D. et Savin, I. G. (2010) Temperature-dependable microwave dielectric model for an Arctic soil, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 48, p. 2544-2556.
- Mo, T., Choudhury, B. J., Schmugge, T. J., Wang, J. R., and Jackson, T. J. (1982). A model for microwave emission from vegetation covered fields. *J. Geophys. Res.* 87, 11229–11237.
- Mognard, N. M., A. V. Kouraev, and E. G. Josberger (2003), Global snow-cover evolution from twenty years of satellite passive microwave data, paper presented at *International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (IGARSS03), *Inst. of Electr. And Electron. Eng.*, Toulouse, France, 21–25 July.
- Montpetit, B., Royer. A., Roy. A., Langlois. A., and Derksen. D. (2013). Snow microwave emission modeling of ice lenses within a snowpack using the microwave emission model for layered snowpacks. *IEEE T. Geosci. Remote*. Available online.
- Montpetit, B. (2015). Analyse de la modélisation de l'émission multi-fréquences micro-ondes et de la neige incluant les croutes de glace à l'aide du modèle Microwave Emission Model of Layered Snowpack (MEMLS). *PhD thesis*. Université de Sherbrooke. Sherbrooke. 168 pp., available at: <http://hdl.handle.net/11143/6844> (last access: 14 October 2015).
- Montpetit B., A. Royer, A. Roy and A. Langlois (2017). In-situ passive microwave parameterization of sub-arctic frozen organic soils. *Rem. Sens. of Enviro*, In Press.
- Noilhan, J. and Planton, S. (1989). A simple parameterization of land surface processes for meteorological models, *Mon. Wea. Rev.*, 117, 536–549, 1989.

- Nolin A.W., Dozier J.A (2000). Hyperspectral method for remotely sensing the grain size of snow. *Remote Sensing of Environment*, 74 (2) (2000), pp. 207-216, 10.1016/S0034-4257(00)00111-5
- Olthof, I., Latifovic R. and Pouliot D.A. (2009). Development of a circa 2000 land cover map of northern Canada at 30 m resolution from Landsat. *Canadian Journal of Remote Sensing*. 35, 152-165.
- Oreiller, M., D.F. Nadeau, M. Minville, A.N. Rousseau (2014). Modelling snow water equivalent and spring runoff in a boreal watershed, James Bay, Canada. *Hydrol. Process*. 28 (2014), pp. 5991-6005, 10.1002/hyp.10091
- Ouranos (2015). *Towards Adaptation: Synthesis on climate change knowledge in Québec 2015 Edition*. Summary in English, 13 p. and complete report in French, 415 p., Montréal, Québec, Canada. Available on line <http://www.ouranos.ca/en/synthesis2015/>
- Pardé, M., Goïta, K., and Royer, A. (2007). Inversion of a passive microwave snow emission model for water equivalent estimation using airborne and satellite data. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 111, pp. 346—356.
- Pellarin, T., Kerr, Y. H., and Wigneron, J. P. (2006) Global simulation of brightness temperatures at 6.6 and 10.7 GHz over land based on SMMR data set analysis, *IEEE T. Geosci. Remote*, 44, 2492– 2505, 2006.
- Perreault, L. (2017). Post-traitement statistique des prévisions météorologiques d'ensemble pour le complexe Manicouagan. *Rapport scientifique IREQ-2017-0057*, Institut de recherche d'Hydro-Québec.
- Perreault, L. Courbariaux, M. et Parent, E. (2016). Post-processing experiments of ensemble weather forecasts over river basins managed by Hydro-Québec. *STAHY 2016 Workshop*, Québec; 09/2016
- Pettinato, S.; Santi, E.; Brogioni, M.; Paloscia, S.; Palchetti, E.; Xiong, C (2013). The potential of cosmo-skymed SAR images in monitoring snow cover characteristics. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 2013, 10, 9–13
- Picard G., L. Brucker. A. Roy. F. Dupont. M. Fily. A. Royer. C. Harlow (2013). Simulation of the microwave emission of multi-layered snowpacks using the dense media radiative transfer theory: the DMRT-ML model. *Geosci. Model Dev.*, 6. pp. 1061–1078 <http://dx.doi.org/10.5194/gmd-6-1061-2013>.
- Pietroniro, A. and R. Leconte. (2005). A review of Canadian Remote Sensing and Hydrology, 1999-2003. *Hydrological Processes*. 19(1):285-301.

- Pulliainen, J. T., Grandel, J., and Hallikainen, M. T. (1999). HUT snow emission model and its applicability to snow water equivalent retrieval. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 37, No. 3, pp. 1378–1390.
- Pulliainen, J., & Hallikainen, M. (2001). Retrieval of regional snow water equivalent from space-borne passive microwave observations. *Remote Sensing of Environment*, 75(1), 76-85.
- Pulliainen, J. (2006). Mapping of snow water equivalent and snow depth in boreal and sub-arctic zones by assimilating space-borne microwave radiometer data and ground-based observations. *Rem. Sens. of Enviro.* 101, 257–269.
- Quéno, Louis, Vionnet, Vincent, Dombrowski-Etchevers, Ingrid, Lafaysse, Matthieu, Dumont, Marie, and Karbou, Fatima (2016) Snowpack modelling in the Pyrenees driven by kilometric resolution meteorological forecasts, *The Cryosphere*, 1571-1589, doi:10.5194/tc-10-1571-2016, 2016
- Rahmoune, R., Ferrazzoli, P., Kerr, Y. H. et Richaume, P. (2013). SMOS level 2 retrieval algorithm over forests: description and generation of global maps, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 6, p. 1430-1439.
- Raleigh, M.S., J.D. Lundquist and M.P. Clark (2015). Exploring the impact of forcing error characteristics on physically based snow simulations within a global sensitivity analysis framework. *Hydrology and Earth System Sciences*. 19. 3153-3179.
- Räisänen, J. (2007). Warmer climate: Less or more snow? *Climate Dyn.* 30, 307–319.
- Rasmussen, R., Baker, B., Kochendorfer, J., Meyers, T., Landolt, S., Fischer, A.P., Black, J., Thériault, J.M., Kucera, P., Gochis, D., Smith, C., Nitu, R., Hall, M., Ikeda, K., Gutmann, E. (2012). How well are we measuring snow: The noaa/faa/ncar winter precipitation test bed? *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93:811–829
- Rees, A., Lemmetyinen, J., Derksen, C., Pulliainen, J., and English, M. (2010). Observed and modelled effects of ice lens formation on passive microwave brightness temperatures over snow covered tundra, *Remote Sens. Environ.*, 114, 116–126, Jan 2010.
- Roberge S. (2013). Développement d'un algorithme satellitaire évolutifs pour le suivi de l'étendu spatiale du couvert nival au Québec-Labrador et son adaptation à l'estimation d'ensemble (R1395, Institut National de la Recherche Scientifique-Eau, Terre et Environnement, Québec, Canada).
- Romanov, P., G. Gutman, and I. Csiszar (2000). Automated monitoring of snow cover over North America with multispectral satellite data, *J. Appl. Meteorol.*, 39, 1866 – 1880.

- Romanov, P., and J. D. Tarpley, 2004: Estimation of snow depth over open prairie environments using GOES imager observations. *Hydrol. Proc.*, 18, 1073–1087.
- Rott H., S. H. Yueh D. W. Cline, C. Duguay, R. Essery, C. Haas, F. Hélière, M. G. Kern, E. Malnes, T. Nagler, J. Pulliainen, H. Rebhan, and A. Thompson (2010). Cold Regions Hydrology High-Resolution Observatory for Snow and Cold Land Processes. *IEEE Proceedings*, 98 (5): 752-765.
- Roy, V., Coïta, K., Royer, A., Walker, A. E., and Goodison, B. E. (2004). Snow water equivalent retrieval in a Canadian boreal environment from microwave measurements using the HUT snow emission model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 49, No. 9, pp. 1850—1859.
- Roy, A., Picard. G., Royer. A., Montpetit. B., Dupont. F., Langlois. A., Derksen. C., Champollion. N (2013). Brightness Temperature Simulations of the Canadian Seasonal Snowpack Driven by Measurements of the Snow Specific Surface Area. *Journal IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. vol. 51. p. 4692-4704.
- Roy, A., Royer, A., Wigneron, J.-P., A. Langlois, J. Bergeron and P. cliché (2012). A simple parameterization for a boreal forest radiative transfer model at microwave frequencies. *Rem. Sens. of Enviro.* 124, 371–383.
- Roy, A., Royer. A., St-Jean-Rondeau. O., Montpetit. B., Picard. G., Mavrovic. A., Marchand. N., and Langlois. A. (2016). Microwave snow emission modeling uncertainties in boreal and subarctic environments. *The Cryosphere*. 10. 623-638.
- Roy, A., Royer, A., Wigneron, J.-P., A. Langlois, J. Bergeron and P. Cliche (2012). A simple parameterization for a boreal forest radiative transfer model at microwave frequencies. *Rem. Sens. of Enviro.* 124, 371–383.
- Roy, A., Royer. A., St-Jean-Rondeau. O., Montpetit. B., Picard. G., Mavrovic. A., Marchand. N., and Langlois. A. (2016). Microwave snow emission modeling uncertainties in boreal and subarctic environments. *The Cryosphere*. 10. 623-638.
- Royer A., K. Goïta, J. Kohn, D. DeSève (2010). Monitoring Dry, Wet and No- Snow Conditions from Microwave Satellite Observations. *IEEE Geos. Remote Sens. Letters*, 7(4), 670-674.
- Royer A., A. Roy. B. Montpetit. O. Saint-Jean-Rondeau. G. Picard. L. Brucker and A. Langlois (2017). Comparison of commonly-used microwave radiative transfer models for snow remote sensing. *Remote Sensing of Environment*. 190. 247–259.
- Rutter, N. and 50 others authors (2009). Evaluation of forest snow processes models (SnowMIP2), *Journal of Geophysical Research*, 114, D06111, 2009.

- Samuel J., P. Coulibaly, G. Dumedah, H. Moradkhani (2014). Assessing model state and forecasts variation in hydrologic data assimilation. *J. Hydrol.*, 513 (2014), pp. 127-141
- Sandells, M., Essery. R., Rutter. N., Wake. L., Leppänen. L., and Lemmetyinen. J. (2016). Microstructure representation of snow in coupled snowpack and microwave emission models. *The Cryosphere Discuss.*
- Schmugge, T. J. (1985). Remote sensing of soil moisture, in Hydrological Forecasting, edited by M. G. Anderson and T. P. Burt, John Wiley, New York, 1985
- Schultz, G.A., Barrett, E.C. (1989). Advances in remote sensing for hydrology and water resources management. Tech. Doc. *In Hydrology, UNESCO* (102 pp).
- Shi, J.; Dong, X.; Zhao, T.; Liu, H.; Wang, Z.; Du, J.; Jiang, L.; Du, Y.; Ji, D.; Xiong, C. (2014). Observing earth's water cycle from space. In Proceedings of the SPIE International Asia-Pacific Environmental Remote Sensing Symposium, Beijing, China, 13–16 October.
- Shi JC. et al., (2014). "WCOM: the science scenario and objectives of a global water observation mission", IGARSS 2014.
- Shi, J., Dong, X., Zhu, D., Xiong, C., Wang, G., Liu, L., Cui, Y. (2017). Snow water equivalent monitoring from dual-frequency scatterometer on WCOM. Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2017 IEEE International. DOI: 10.1109/IGARSS.2017.8127214
- Sturm, M., and C. S. Benson. (1997). Vapor transport, grain growth and depth hoar development in subarctic snow. *J Glaciol* 43:42–59.
- Sturm, M., and G.E. Liston (2003). The snow cover on lakes of the arctic coastal plain of Alaska, USA. *J. Glaciology*, 49, 370–380.
- Sun C, Walker JP, Houser PR (2004). A methodology for snow data assimilation in a land surface model. *J. Geophys. Res.*; 109: D08108.
- Sun, L., I. Nistor, O. Seidou (2010). Streamflow data assimilation in SWAT model using Extended Kalman Filter. *J. Hydrol.*, 531 (Part 3) (2015), pp. 671-684, 10.1016/j.jhydrol.2015.10.060
- Takala, M., Pulliainen, J., Metsämäki, S. and Koskinen, J. (2009). Detection of Snowmelt Using Spaceborne Microwave Radiometer Data in Eurasia From 1979 to 2007. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 47 (9): 2996-3007.
- Takala, M., K. Luojus, J. Pulliainen, C. Derksen, J. Lemmetyinen, J.-P. Kärnä, J. Koskinen, and B. Bojkov (2011). Estimating northern hemisphere snow water equivalent for

- climate research through assimilation of space-borne radiometer data and ground-based measurements, *Rem. Sens. of Enviro.*, 115(12), 3517–3529.
- Tapsoba, D., V. Fortin, F. Anctil, and M. Haché (2005). Apport de la technique du krigeage avec dérive externe pour une cartographie raisonnée de l'équivalent en eau de la neige: Application aux bassins de la rivière Gatineau. *Can. J. Civil Engineering*, 32(1), 289-297(9).
- Tedesco, M. and P. S. Narvekar (2010). Assessment of the NASA AMSR-E SWE product. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, 3, 141–159,
- Tedesco, M., R. Kelly, J. L. Foster and A. T.C. Chang. (2004). *AMSR-E/Aqua Daily L3 Global Snow Water Equivalent EASE-Grids*. Version 2. Boulder, Colorado USA: NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center.
- Toll, D.L., Owe, M., Foster, J. & Levine, E. (1999). Monitoring Seasonally frozen soils using passive microwave satellite data and simulation modeling. *IGARSS'99 Proceedings, IEEE, 1999*, Volume: 2, pp. 1149-115
- Touré A., K. Goïta, A. Royer, E. Kim, M. Durand, S. A. Margulis and H. Lu (2011). A Case Study of Using a Multi-Layered Thermo-Dynamical Snow Model for Radiance Assimilation. *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 49(8), 2828-2837.
- Trudel, M., R. Leconte, C. Paniconi (2014). Analysis of the hydrological response of a distributed physically-based model using post-assimilation (EnKF) diagnostics of streamflow and in situ soil moisture observations. *J. Hydrol.*, 514, pp. 192-201
- Tsang, L., Chen, C. T., Chang, A. T. C., Guo, J., and Ding, K. H. (2000a). Dense Media Radiative Transfer Theory Based on Quasicrystalline Approximation with Application to Passive Microwave Remote Sensing of Snow, *Radio Sci.*, 35, 741–49, 2000a.
- Tsang, L., Kong, J. A., Ding, K. H., and Ao, C. (2000b). Scattering of electromagnetic waves, 2, numerical solutions, *Wiley Interscience*, New York, 705 p.
- Tsang, L., Pan, J., Liang, D., Li, Z., Cline, D., and Tan, Y. (2007). Modeling active microwave remote sensing of snow using dense media radiative transfer (DMRT) theory with multiple-scattering effects, *IEEE T. Geosci. Remote*, 45, 990–1004.
- Turcotte R., L.-G. Fortin, V. Fortin, J.-P. Fortin and J.P. Villeneuve (2007). Operational analysis of the spatial distribution and the — temporal evolution of the snowpack water equivalent in |southern Quebec, Canada, *Hydrology Research*, 38 (3) 211-234.
- Turcotte R., Fortier-Filion, T.-C., Fortin, V., Roy, A., and Royer, A. (2010). Simulation hydrologiques des derniers jours de la crue du printemps : le problème de la neige manquante. *Hydrological Sciences Journal*, 55(6): 872-882.



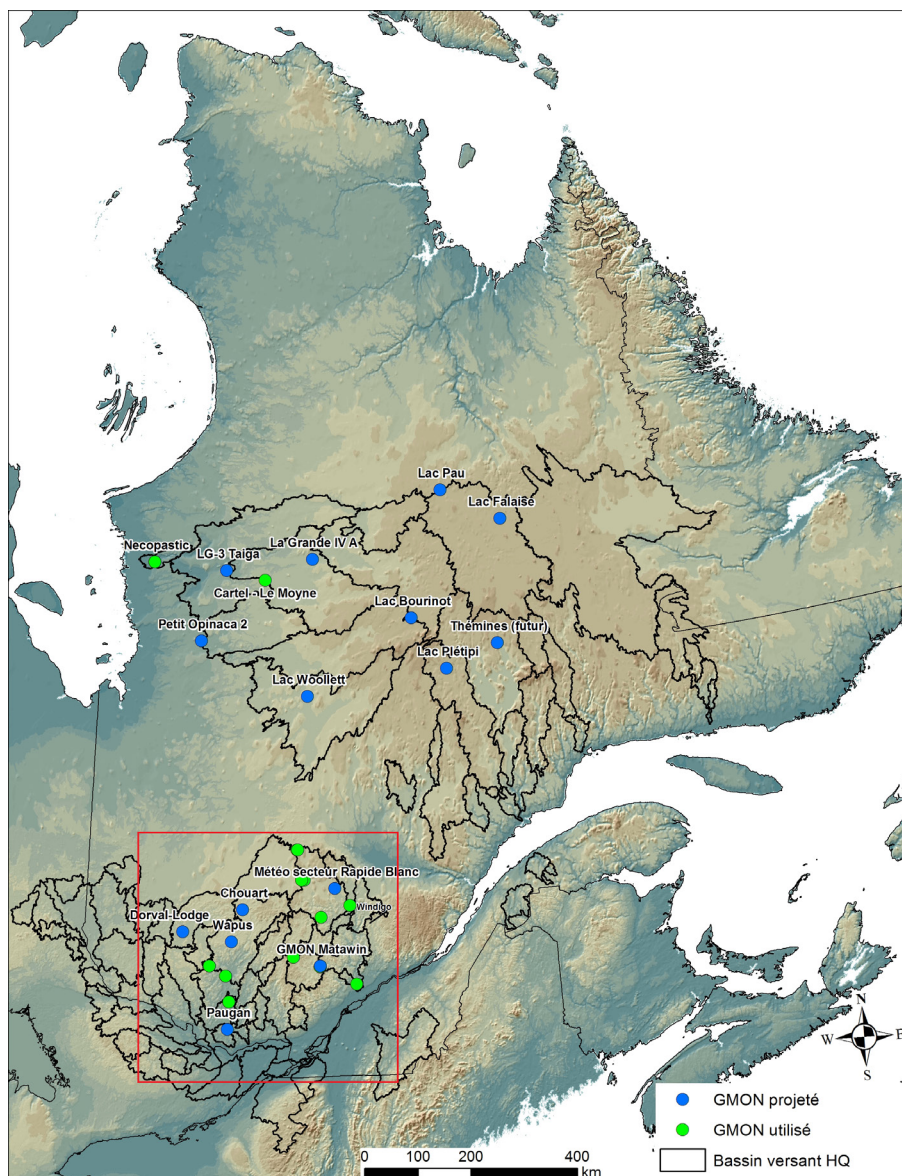
- Ulaby, F.T., R.K. Moore, A.K. Fung (1986). *Microwave Remote Sensing: Active and Passive*, vol. 3, Addison-Wesley Publishers, Reading, Mass
- Vachon (2009). Estimation de l'équivalent en eau de la neige en milieu subarctique du Québec par télédétection micro-ondes passives. Mémoire de thèse, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Canada, Mai 2009.
- Vachon, F., K. Goïta, D. De Sève, and A. Royer (2010). Inversion of a Snow Emission Model calibrated with in situ data for snow water equivalent monitoring. *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 48(1), 59–71.
- Vachon F., D. De Sève, Y. Choquette and F. Guay (2012). SWE retrieval over a forested watershed using a snow emission model inversion algorithm. *Proc. of the 2012 IEEE International Geosci. Rem. Sens. Symp.*, Munich, Ge, 4414-4417.
- Vachon, F., D. De Sève, Y. Choquette and F. Guay (2015). SWE monitoring during the winter and spring melt by combining microwaves remote sensing data, modeling and ground data. *Proc. of the IEEE International Geosci. Rem. Sens. Symp. (IGARSS-2015)*, 5201 – 5204.
- Van Leeuwen, P. J. (2009). Particle filtering in geophysical systems, *Mon. Weather Rev.*, 137, 4089–4114, doi:10.1175/2009MWR2835.1, 2009.
- Van Leeuwen, P. J. (2014). Particle filters for the geosciences, *Advanced Data Assimilation for Geosciences: Lecture Notes of the Les Houches School of Physics: Special Issue, June 2012*, p. 291
- Vander Jagt B.J., M.T. Durand, S.A. Margulis, E.J. Kim, N.P. Molotch (2013). The effect of spatial variability on the sensitivity of passive microwave measurements to snow water equivalent. *Remote Sens. Environ.*, 136 (2013), pp. 163-179
- Vernay, M., M. Lafaysse, L. Merindol, G. Giraud and S. Morin (2015). Ensemble forecasting of snowpack conditions and avalanche hazard, *Cold Reg. Sci. Technol.* 120, 251-262 , Doi : 10.1016/j.coldregions.2015.04.010.
- Versegny, D. (2009). CLASS - The Canadian Land Surface Scheme (Version 3.4) : Technical Documentation (Version 1.1).
- Vincent, L. A., X. Zhang, R. Brown, Y. Feng, E.J. Mekis, E. Milewska, H. Wan, and X.L. Wang (2015). Observed trends in Canada's climate and influence of low-frequency variability modes, *J. Climate*, 28, 4545–4560. WMO (1994) *Guide to Hydrological Practices, 5th edn, vol. 1. WMO-No. 168. World Meteorological Organization, Geneva, Switzerland.*

- Vionnet, V., Brun, E., Morin, S., Boone, A., Faroux, S., Le Moigne, P., Martin, E., and Willemet, J.-M. (2012). The detailed snowpack scheme Crocus and its implementation in SURFEX v7.2. *Geosci. Model Dev.*, 5, 773–791.
- Walker, A., B Goodison (1995). Challenges in determining snow water equivalent over Canada using microwave radiometry. *Proceedings, International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Honolulu, July, 2000(2000)*, pp. 1551-1554
- Walker A, Silis A (2002). Snow cover variations over the Mackenzie river basin from SSM/I passive microwave satellite data. *Annals of Glaciology* 34:8–14
- Wang, J. R. (1983). Passive microwave sensing of soil moisture content: The effect of soil bulk density and surface roughness. *Remote Sens. Environ.*, 13, 329–344.
- Wang, N., C. Liu, R. Ferraro, D. Wolff, E. Zipser and C. Kummerow (2009). TRMM 2A12 land precipitation product-status and future plans, *J. Met. Soc. of Japan*, 87A, 237–253.
- Wang, Libo, et al. (2016). Frequency and distribution of winter melt events from passive microwave satellite data in the pan-Arctic, 1988–2013. *The Cryosphere*.
- Watts T., N. Rutter, P. Toose, C. Derksen, M. Sandells, and J. Woodward (2016). Brief communication: Improved measurement of ice layer density in seasonal snowpacks. *The Cryosphere*, 10, 2069–2074, 2016
- Way, J., Paris, J., Kasischke, E., Slaughter, C., Viereck, L., Christensen, N., Dobson, M. C., Ulaby, F. T., Richards, J., Milne, A., Sieber, A., Ahem, F. J. Simonett, D., Hoffer, R., Imhoff, M., et Weber J. (1990) The effects of changing environmental conditions on microwave signatures of forest ecosystems: Preliminary results of the March 1998 Alaskan aircraft experiment, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 11, no. 7, p. 1119-1144.
- Wegmüller, U. et Mätzler, C. (1999) Rough bare soil reflectivity model, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37, p. 1391-1395.
- Westermann, S., B. Elberling, S. Højland Pedersen, M. Stendel, B.U. Hansen, G.E (2015). ListonFuture permafrost conditions along environmental gradients in Zackenberg, Greenland. *Cryosphere*, 9 (2015), pp. 719-735
- Wiesmann, A., and C. Mätzler (1999). Microwave emission model of layered snowpacks, *Remote Sens. Environ.*, 70, 307–316
- Wigneron J P, Calvet J C, de Rosnay P, Kerr Y, Waldteufel P, Saleh K, Escorihuela M J, Kruszewski A (2004). Soil moisture retrievals from biangular L-band passive microwave observations. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 1: 277–281

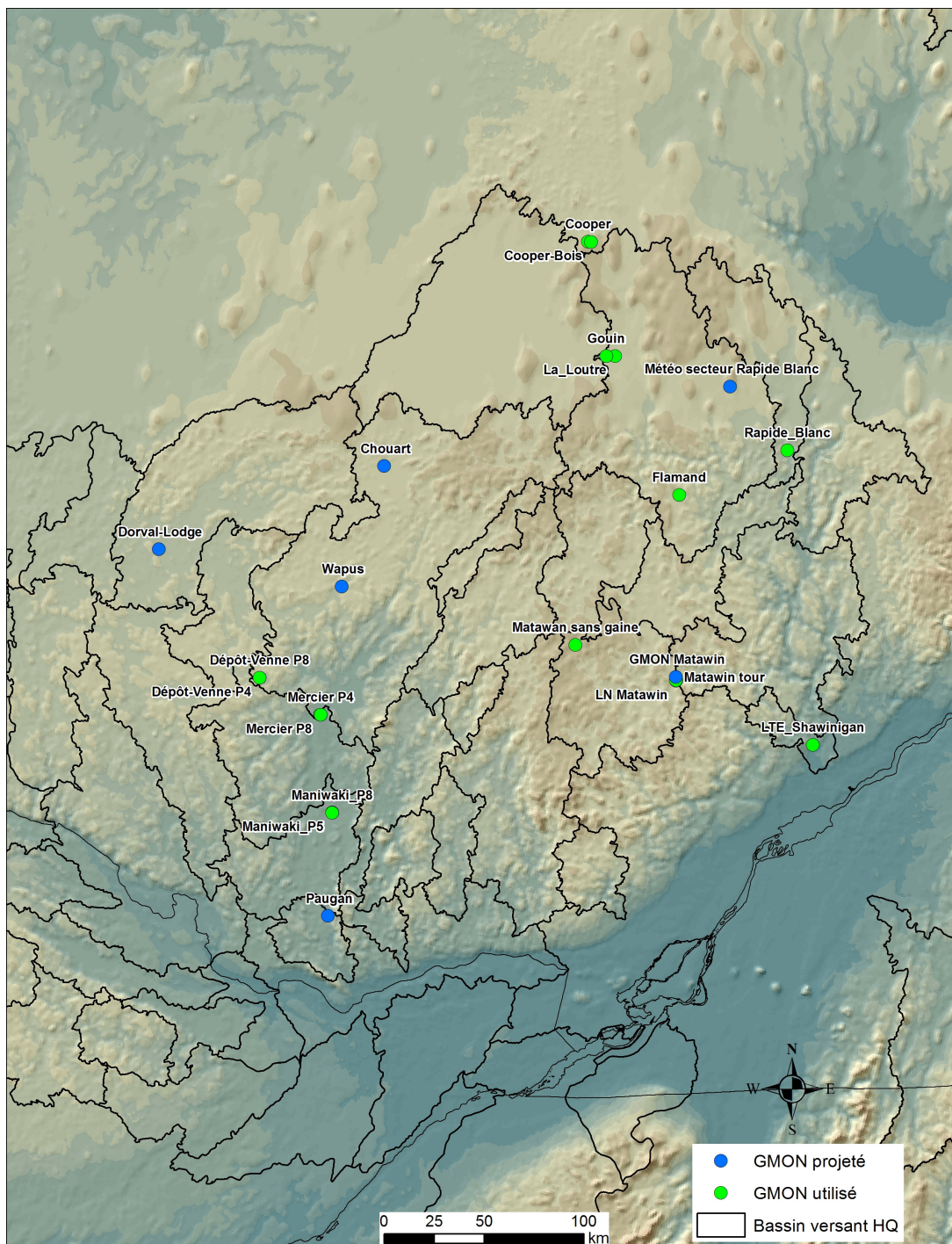
- Xie, X., S. Meng, S. Liang, Y. Yao (2014). Improving streamflow predictions at ungauged locations with real-time updating: application of an EnKF-based state-parameter estimation strategy. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 18 (10) (2014), pp. 3923-3936, 10.5194/hess-18-3923-2014
- Xie, X, D. Zhang. (2010). Data assimilation for distributed hydrological catchment modeling via ensemble Kalman filter. *Adv. Water Resour.*, 33 (6) , pp. 678-690, 10.1016/j.advwatres.2010.03.012
- Xu, X., J. Li, B.A. Tolson (2014). Progress in integrating remote sensing data and hydrologic modelling. *Prog. Phys. Geogr.*, 38, pp. 464-498
- Yang, W., Tan, B., Huang, D., Rautiainen, M., Shabanov, N. V., Wang, Y., L. P. Jeffrey, Huemmrich, K., F., Fensholt, R., Sandholt, I., Weiss, M., Ahl, D. E., Gower, S. T., Nemani, R. R., Knyazikhin, Y. et Myneni, R. B. (2006) MODIS leaf area index products: from validation to algorithm improvement, vol. 44, p. 1885-1898.
- Zhang, Z. J., Zhang, L. X., Sun, G. Q., Zhao et S. J. (2012) Estimation of effects of a freezing enviroment on vegetation using model simulation and a truck-mounted microwave radiometer, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 33, p. 6994-7009.
- Zhang X., K. D. Harvey, W. D. Hogg, and T. R. Yuzyk, (2001). Trends in Canadian streamflow. *Water Resour. Res.*, 37, 987–998.

# ANNEXE

## Annexe 1 : Localisation des capteurs de SWE (‘GMON’) utilisés dans ce projet.



**Figure A.1.1.** Localisation des capteurs GMON sur le territoire québécois. Carte provenant de la base de données de l’Institut de recherche d’Hydro-Québec. Les points bleus sont les capteurs GMON installés depuis moins d’un an et bientôt opérationnels. Les points verts sont les capteurs GMON opérationnels et utilisés dans de cette thèse. Le carré rouge inclue les bassins versants de la Gatineau et de la Mauricie (Fig. 1.2).



**Figure A.1.2.** Localisation des capteurs GMON sur les bassins versants de la Mauricie et de la Gatineau (encadré rouge, Fig. 1.1). Carte provenant de la base de données de l'Institut de recherche d'Hydro-Québec.



**Table A.1.1.** Noms des différentes stations avec des capteurs de SWE (‘GMON’) utilisées durant cette thèse.

# Station	Name
1	Gouin (Gouin-bois)
2	Cooper (Cooper bois)
3	Rapide blanc
4	Shawinigan
5	Necoplastic
6	Mercier P4
7	Matawan sans gaine
8	Dépôt-Venne P4
9	Matawin tour
10	Flamand
11	SIRENE dans Chapitre 4 (Montmorency dans Chapitre 5)
12	Cartel - Le Moyne
13	Montmorency dans Chapitre 4

## Annexe 2 : Tableau de synthèse des techniques de cartographie de SWE

Approches	Méthodes d'estimation du SWE	Type de produits	Produits	Références
Approche avec données <i>in situ</i>	1 Interpolations à partir des relevés <i>in situ</i>	Interpolation des relevés <i>in situ</i> (Krigage)	-	Tabsova <i>et al.</i> , 2005 ;
Approche avec données sol et/ou modèles météorologiques ou reanalyses ou modèle climatique	2 Modèles météorologiques, re-analyse, ou modèle climatique	Modèle de prévision météo	GEM-Lam	Coté <i>et al.</i> , 1998
		Reanalyses avec l'épaisseur de neige	NARR	Mesinger <i>et al.</i> , 2004
			ERA-Interim	Balsamo <i>et al.</i> , 2015
			JRA	Onogi <i>et al.</i> , 2007
		Reanalyses + modèle de prévision météo	MERRA	Reinecker <i>et al.</i> , 2003
	3 Modèles de neige pilotés par des cartes de champ de précipitations	Modèle piloté par précipitations interpolées (CanGRID Canada)	B2003	Brown <i>et al.</i> , 2010
			HYDROTEL	Turcotte <i>et al.</i> , 2007
		Modèle piloté par précipitations estimées par modèle météo ou reanalyses	Crocus, SNOWPACK, CLASS, SNTHERM, etc.	Brun <i>et al.</i> , 1989; Bartelt et Lehning, 2002; Jordan, 1995,
	4 T <sub>B</sub> contraint par des mesures au sol	MOP + données <i>in situ</i>	GlobSnow	Takala <i>et al.</i> , 2011
		Inversion des T <sub>B</sub> avec données <i>in situ</i>	HUT/MET	Vachon <i>et al.</i> , 2010
Approche sans données au sol	5 Micro-ondes Passives (MOP) seules	Simple régression sur $\Delta T_B$	NSIDC (AMSR-E)	Tedesco <i>et al.</i> , 2004
		MOP seules	NSIDC (AMSR-2)	Kelly <i>et al.</i> , 2009
			NSIDC (SSM/I)	Armstrong et Brodzik, 1999
	6 Réanalyses météo et assimilation des modèles de neige avec des données satellites de couvert de neige	Assimilation du couvert de neige dans modèle de neige	VIC Snow Model	Andreadis <i>et al.</i> , 2006
	7 Assimilation des modèles avec des données satellites MOP (T <sub>B</sub> )	Assimilation des T <sub>B</sub> dans le modèle de neige couplé avec un MTR	GEM10/SURFEX-Crocus/DMRT-ML (à développer)	Durant <i>et al.</i> , 2009 ; Touré <i>et al.</i> , 2011.
	8 Modèle climatique seul	Modèle physique du climat produisant son propre champ de neige	CMC	Brown <i>et al.</i> , 2010
			MRCC	Langlois <i>et al.</i> , 2014

### Annexe 3 : Spécifications techniques du capteur AMSR-2

**Table A.3.1** : Spécifications techniques du capteur AMSR-2 sur GCOM-W1

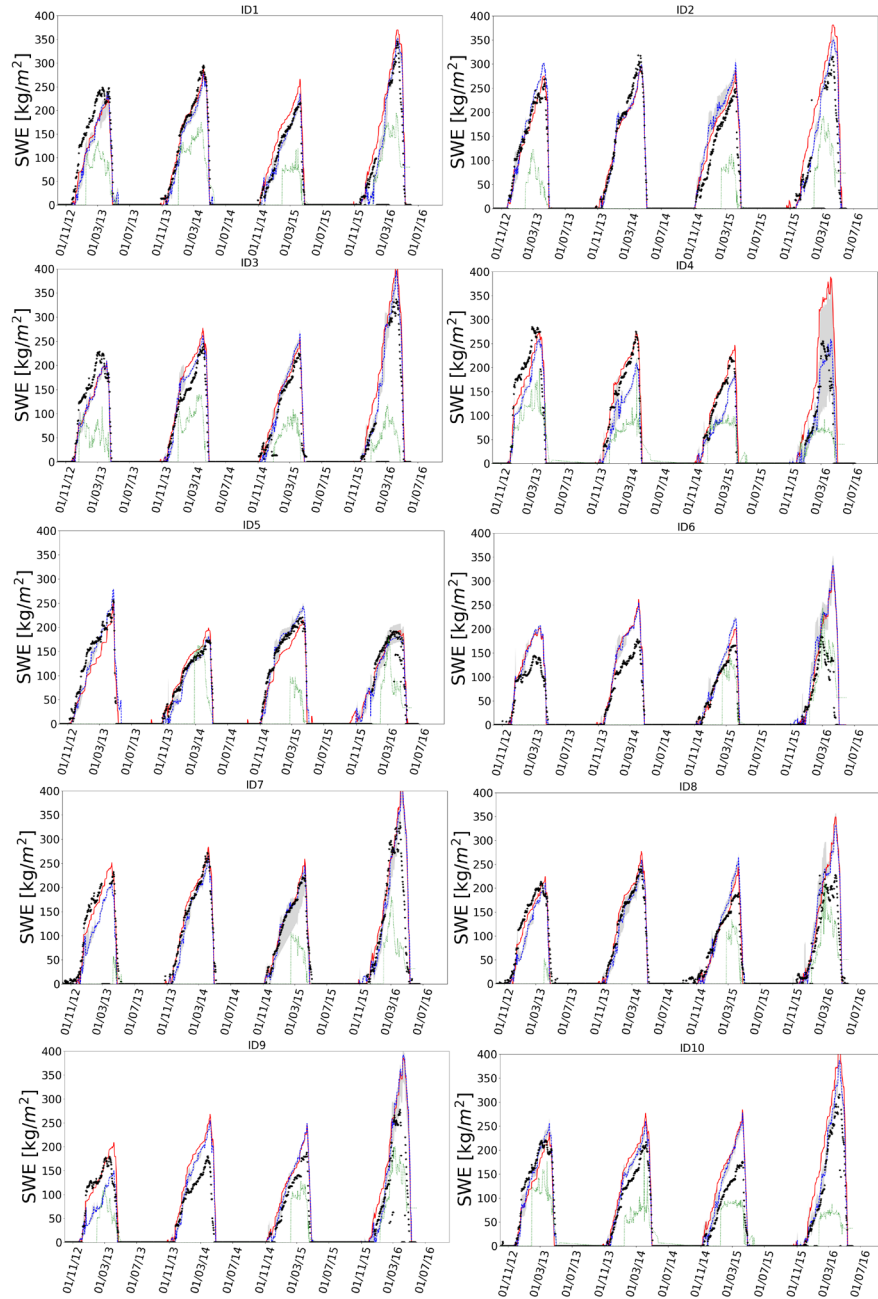
Band [GHz]	Polarization	Spatial Resolution [km x km]
6.93	V,H	62 x 35
7.3	V,H	62 x 35
10.65	V,H	42 x 24
18.7	V,H	22 x 14
23.8	V	19 x 11
36.5	V,H	12 x 7
89.0	V,H	5 x 3

**Table A.3.2** : Descriptions des niveaux des produits fournis par AMSR-2. Tiré du document "AMSR Series in A-Train", Imaoka *et al.*, 2012.

Level	Contents
<b>Level-1A</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Swath data with geolocation information</li> <li>• Scene counts</li> <li>• orbit starting from northern/southern-most latitudes</li> </ul>
<b>Level-1B</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Swath data with geolocation information</li> <li>• Brightness temperatures</li> <li>• orbit starting from northern/southern-most latitudes</li> </ul>
<b>Contents Level-1R</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Swath data with geolocation information</li> <li>• Spatial-resolution matched brightness temperatures</li> <li>• 4 resolution sets (6,10,23,36GHz) and raw swath for 89GHz A/B</li> </ul>
<b>Level-2</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Swath data with geolocation information</li> <li>• Geophysical parameters (8 parameters)</li> <li>• orbit starting from northern/southern-most latitudes</li> </ul>
<b>Level-3</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Grid data with 0.1/0.25 degrees (10/25km) resolution</li> <li>• Brightness temperatures and geophysical parameters</li> <li>• Daily and monthly temporal average</li> <li>• Equidistant Cylindrical and Polar Stereo Projection</li> </ul>



## Annexe 4 : Comparaison final du SWE simulé au Québec selon les différentes approches évoquées



**Figure A.4.1.** Évolutions journalières du  $SWE_{GS}$  (pointillés vert) et du  $SWE_{Crocus}$  initial (en rouge) et du  $SWE_{EDA}$  avec  $\omega$  et  $\tau$  fixes (en bleu) comparées aux mesures quotidiennes de SWE (points rouges) sur 10 stations. Les bases de données et la localisation des stations sont détaillées dans le Chapitre 4 et 5.

**Table A.4.1.** Moyennes et RMSE du  $SWE_{GS}$  et du  $SWE_{Crocus}$  sur les 12 stations présentées dans la Section 4.3.3, de 2012 à 2016, pour des SWE supérieurs à  $48 \text{ kg.m}^{-2}$  (hauteurs de neige supérieures à 20 cm). L'amélioration du SWE représente l'amélioration sur le RMSE obtenue avec le modèle de neige Crocus seul comparé au produit GlobSnow2.

Stations #	$SWE_{mes}$	$SWE_{Crocus}$		$SWE_{GS}$		Amélioration (%)
		Moyenne	RMSE	Moyenne	RMSE	
1	63.14	71.43	43.47	31.78	102.56	57.62
2	65.70	81.23	51.00	16.57	146.84	65.27
3	54.41	70.05	50.97	20.92	116.78	56.35
4	61.36	64.37	20.96	30.65	97.90	78.59
5	66.62	61.15	17.97	14.20	125.00	85.62
6	40.88	52.65	25.63	14.46	89.70	71.43
7	60.01	66.34	39.60	10.19	142.53	72.22
8	58.14	58.54	13.97	13.32	122.89	88.63
9	44.11	58.94	32.29	19.02	88.21	63.39
10	54.06	65.59	31.78	23.82	97.36	67.36
12	78.62	77.35	15.70	37.23	80.98	80.61
13	105.63	153.17	80.22	47.63	153.35	47.69
Moyenne annuelle	61.98	72.60	34.57	20.83	114.90	69.91
Écart-type annuel	16.33	25.43	18.57	40.90	22.40	17.10

## Annexe 5 : Publications et conférences à titre de premier auteur en lien avec cette thèse

- Articles à titre de premier auteur (les ‘ - ’ détaillent mes contributions personnelles apportées):

**Larue F.,** Royer A., De Sève D., Roy A., Cosme E. (2018). Assimilation of passive microwave AMSR-2 satellite observations using a snowpack evolution model over North-Eastern Canada. *Hydrology and Earth System Sciences*. <https://doi.org/10.5194/hess-2018-95>, in review, 2018.

- Élaboration de la base de données (AMSR-2, LAI, SWE mesurés)
- Implémentation et calibration des modèles de transfert radiatif de végétation et de sol
- Analyse des résultats

**Larue F.,** Royer A., De Sève D., Roy A., Picard G., Vionnet V., Cosme E. (2018). Simulation and assimilation of passive microwave data using a snowpack model coupled to a calibrated radiative transfer model over North-Eastern Canada. *Accepted for publication in Water Resources Research*.

- Participation aux campagnes de terrain (Baie-James 2015, 2016, Montmorency 2016; Umiujiaq 2016)
- Implémentation et calibration de la chaîne de modèles Crocus/DMRT-ML initialisée par les forçages atmosphériques GEM.
- Développement du schéma d’assimilation FP-SIR
- Analyse des résultats

**Larue, F.,** A. Royer, D. De Sève, A. Langlois. A. Roy, L. Brucker (2017). Validation of GlobSnow-2 snow water equivalent over Eastern Canada. *Remote Sensing of Environment*. Volume 194, 1 June 2017, Pages 264–277.

- Élaboration de la base de données (relevés nivométriques)
- Analyse des résultats

**Larue, F.,** A. Royer, D. de Sève, L. Lozac’h, A. Langlois, A. Roy, and C. Derksen (2015). Preliminary validation analysis of the GlobSnow2 database over Eastern Canada. *Proc. 72nd Eastern Snow Conf.*, Québec, Canada, Jouvence, 129–131.

- Élaboration de la base de données (relevés nivométriques)
- Analyse des résultats

- Conférences (Présentations orales) :

**Larue, F., Royer, A., De Sève, D., Lozac'h, L., Langlois, A., Roy, A., Derksen, C. (2015).** Validation analysis of the GlobSnow2 database over eco-climatic latitudinal gradient in Eastern Canada. *72th Eastern Snow Conference*, Jouvence (Québec), Canada. June 9th-11th 2015.

**Larue F., Royer A., De Sève D., Langlois, L., Roy A., Saint Jean, O. (2016).** Assimilation des observations satellitaires micro-onde passives AMSR-2 dans un modèle de neige. *Colloque Annuel du Centre d'Étude Nordique 2016*. Québec (Québec), Canada.

**Larue, F., Royer, A., De Sève, D., Roy, A., Picard, G., Vionnet, V. and Cosme, E. (2017).** Development of an assimilation scheme of passive microwave observations for Snow water equivalent monitoring using coupled snowpack evolution and microwave emission models over North-Eastern Canada. *74th Eastern Snow Conference*, Ottawa (Ontario), Canada. June 9th-11th 2017.

**Larue, F., Royer, A., De Sève, D., Roy, A., Picard, G., Vionnet, V. (2017).** Snow water equivalent monitoring using coupled snowpack evolution and microwave emission models over North-Eastern Canada. *Canadian Geophysical Union CGU/CSAFM Annual General Meeting*. Section H06: Advances in Cold Regions Hydrology. Vancouver (British Columbia), Canada. 29th June 2017.

- Posters :

**Larue F., Royer A., De Sève D., Langlois, L., Roy A., Saint Jean, O. (2016).** Simulations of a Canadian snowpack brightness temperatures using SURFEX-Crocus for Snow Water Equivalent (SWE) retrievals. *EGU-2016 European Geophysical Union*. Microsnow Session. Vienna, Austria. 17-23 April 2016

**Larue, F., Royer, A., De Sève, D., Roy, A., Picard, G., Vionnet, V. (2017).** Validation du couplage d'un modèle de neige et d'un modèle de transfert radiatif micro-onde passive sur le Québec. *Colloque annuel du Centre d'Étude Nordique 2017*. 12th February 2017. Québec (Québec), Canada.